
GAZİ ÜNİVERSİTESİ
Gazi
1926

İNSAN TESPİTİ İÇİN OTONOM İÇ MEKAN KEŞFİ

Yusuf Gökhan KÜÇÜKAYAN

DOKTORA TEZİ
BİLİŞİM SİSTEMLERİ ANA BİLİM DALI

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
BİLİŞİM ENSTİTÜSÜ

ŞUBAT 2024

YUSUF GÖKHAN KÜÇÜKAYAN tarafından hazırlanan "İNSAN TESPİTİ İÇİN OTONOM İÇ MEKAN KEŞFİ" adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından OY BİRLİĞİ ile Gazi Üniversitesi Bilişim Sistemleri Ana Bilim Dalında DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Prof. Dr. Hacer KARACAN

Bilgisayar Mühendisliği, Gazi Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum. ...……..……..

Başkan: Prof. Dr. Sevil ŞEN AKAGÜNDÜZ

Bilgisayar Mühendisliği, Hacettepe Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum. ……..…….

Üye: Prof. Dr. M. Ali AKCAYOL

Bilgisayar Mühendisliği, Gazi Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum. ...…….……...

Üye: Prof. Dr. A. Murat ÖZBAYOĞLU

Yapay Zeka Mühendisliği, TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum. ...……

Üye: Dr. Öğr. Üyesi Ceren GÜZEL TURHAN

Bilgisayar Mühendisliği, Gazi Üniversitesi

Bu tezin, kapsam ve kalite olarak Doktora Tezi olduğunu onaylıyorum. ...……

Tez Savunma Tarihi: 29/02/2024

Jüri tarafından kabul edilen bu tezin Doktora Tezi olması için gerekli şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

……..…….

Prof. Dr. Aslıhan TÜFEKCİ

Bilişim Enstitüsü Müdürü

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Bilişim Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmasında yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Yusuf Gökhan KÜÇÜKAYAN

29/02/2024

İNSAN TESPİTİ İÇİN OTONOM İÇ MEKAN KEŞFİ

(Doktora Tezi)

Yusuf Gökhan KÜÇÜKAYAN

GAZİ ÜNİVERSİTESİ

BİLİŞİM ENSTİTÜSÜ

Şubat 2024

ÖZET

İnsansız hava araçlarında yapay zekanın kritik görev özellikleriyle birleştirilmesi giderek daha fazla önem kazanmakta ve geliştirilen sistemler için oyun değiştirici güç faktörü olarak kabul görmektedir. Yapay zeka ve derin öğrenme yöntemleri bu anlamda akıllı drone sistemlerinin kalbini oluşturmaktadır. Araştırmanın temel motivasyonu, özellikle arama-kurtarma operasyonları ve güvenlik izleme sistemleri gibi kritik uygulamalarda kullanılmak üzere, daha etkin ve güvenilir drone ile insan tespit yöntemi geliştirmektir. Bu tez çalışmasında da akıllı drone sistemlerinin getirdiği öncü yeniliklerden esinlenilerek kapalı alanlarda drone ile insan tespiti konusu derinlemesine araştırılmış ve analiz edilmiştir. Çalışma, YOLO (You Only Look Once) olarak bilinen derin öğrenme modeli çerçevesinin ileri tekniklerini kullanarak, insansız hava araçları ile iç mekanlarda insanları otomatik olarak tespit eden, kapalı alan senaryolarına özgü zorlukları aşmak üzere özel olarak tasarlanmış YOLO-IHD modelinin geliştirilmesi ve uygulanması sürecini kapsamlı bir şekilde ele almaktadır. Modelin iyileştirilmesi, küçük nesne tespit katmanının entegrasyonu, Mish aktivasyon fonksiyonunun kullanılması ve geliştirilmiş Uzamsal Piramit Havuzlama (SPP) tekniklerinin uygulanması gibi yenilikçi özelliklerle gerçekleştirilmiştir. Bu geliştirmeler, modelin kapalı ortamlardaki insan tespiti performansını önemli ölçüde artırmıştır. Bu modeli dahada uyumlu ve dayanıklı hale getirmek için çeşitli iç mekan ortamlarından özgün olarak veri seti toplanmıştır. Toplanan veri seti ile drone uygulamalarında obje tespiti için sıkça kullanılanın kaliteli veri setleri harmanlanarak kapalı ortamda insan tespiti için özelleştirilmiş yeni bir veri seti oluşturulmuştur (IHD Veri Seti). Bu sayede model karmaşık kapalı alan ortamlarında insanları tespit etme doğruluğunu önemli ölçüde artırmıştır. Ayrıca, gerçek zamanlı tespit yapabilmesi için model, tez kapsamında özgün olarak geliştirilmiş bir iç mekan drone sistemi ile gerçek dünya koşullarında test edilmiştir. Bu deneyler, modelin kapalı alanlarda ve çeşitli zorlu senaryolarda insanları tespit edebilme kapasitesinde önemli iyileştirmeler sunduğunu ortaya koymuştur. Önerilen model, özellikle düşük çözünürlüklü kameralar ve sınırlı işlem kapasitesine sahip drone sistemleri için optimize edilmiş, yüksek doğruluk ve düşük gecikme süresi ile insan tespitinde önemli başarımlar sağlamıştır.

Bilim Kodu	:	92432
Anahtar Kelimeler	:	Drone, İnsansız Hava Aracı, Derin Öğrenme, Otonom Sistemler, Gerçek Zamanlı Görüntü İşleme, İnsan Tespiti
Sayfa Adedi	:	146
Danışman	:	Prof. Dr. Hacer KARACAN

AUTONOMOUS INDOOR DISCOVERY FOR HUMAN DETECTION

(Ph. D. Thesis)

Yusuf Gökhan KÜÇÜKAYAN

GAZİ UNIVERSITY

INSTITUTE OF INFORMATICS

February 2024

ABSTRACT

The integration of artificial intelligence (AI) with the critical operational features of unmanned aerial vehicles (UAVs) is increasingly recognized as a game-changing factor for the developed systems. In this regard, AI and deep learning methods are at the core of intelligent drone systems. The primary motivation of this research is to develop a more effective and reliable method for drone-based human detection, especially for critical applications such as search-and-rescue operations and security monitoring systems. Inspired by the pioneering innovations brought by intelligent drone systems, this thesis thoroughly investigates and analyzes the topic of indoor human detection with drones. The study extensively covers the development and implementation process of a specially designed model, YOLO-IHD, which utilizes advanced techniques from the deep learning model known as YOLO (You Only Look Once) to autonomously detect humans in indoor environments, overcoming challenges specific to indoor scenarios. The model's enhancement includes innovative features such as the integration of a small object detection layer, the use of the Mish activation function and the improvement of Spatial Pyramid Pooling (SPP) techniques. These improvements have significantly increased the model's performance in detecting humans in indoor settings. To make this model even more compatible and robust, a unique dataset was collected from various indoor environments. This dataset, combined with high-quality datasets frequently used in drone applications for object detection, has led to the creation of a new dataset, the IHD Dataset, specifically tailored for indoor human detection, thereby significantly improving the model's accuracy in complex indoor environments. Furthermore, the model's performance was validated in real-world conditions using an original indoor drone system developed for this research, showcasing significant improvements in detecting humans across diverse and challenging indoor settings. Optimized for drone systems equipped with low-resolution cameras and limited-capacity processing units, the proposed model demonstrates remarkable achievements in human detection, characterized by high accuracy and low latency.

Science Code	:	92432
Key Words	:	Drone, UAV, Deep Learning, Autonomous Systems, Real-Time Object Detection, Human Detection
Page Number	:	146
Supervisor	:	Prof. Dr. Hacer KARACAN

"***Zaferleri ve mazisi insanlık tarihiyle başlayan, her zaman zaferle beraber medeniyet nurlarını taşıyan kahraman Türk ordusu!***"na ithafen...

Mustafa Kemal ATATÜRK

29 Ekim 1938

TEŞEKKÜR

Bu tezi tamamlama sürecinde, herkese içtenlikle teşekkürlerimi sunarım.

Öncelikle, danışman hocam Prof. Dr. Hacer KARACAN'a, bilgi birikimi, sabrı, rehberliği ve teşvik edici tutumu için teşekkür etmek isterim. Doktora çalışmalarımın başından sonuna kadar ilerlememi sağlayan motive edici ve yol gösterici yaklaşımından, güven ve desteklerinden dolayı sonsuz teşekkürler. Danışmanım olduğunuz için her zaman onur duyacağım.

Tez çalışmamın niteliğini artırmada kritik bir rol üstlenen tez izleme komitesinin değerli üyeleri Prof. Dr. M. Ali AKCAYOL ve Prof. Dr. A. Murat ÖZBAYOĞLU hocalarıma, sundukları değerli görüşler, yapıcı eleştiriler ve kıymetli öneriler için teşekkürlerimi sunarım. Onların bilgi birikimleri ve deneyimleri, çalışmamın derinliğini ve kapsamını genişletmekte büyük bir rol oynamıştır.

Çalışma sürecim boyunca bana eşlik eden, sabır ve motivasyon kaynağım olarak beni sürekli olarak destekleyen, her zorluğa karşı yanımda durarak güç veren kıymetli eşim Ruyisen KÜÇÜKAYAN'a ve bu sürecin her aşamasında, bilgi ve tecrübeleriyle yol gösteren, tüm destekleriyle her zaman arkamda duran, bu günlere varmamda sonsuz emekleri ve fedakarlıkları olan değerli aileme, en içten duygularımla sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Onların varlığı, bu yolculuğumda bana ışık tutmuş ve başarıya ulaşmamda temel bir rol oynamıştır.

Bu tez çalışmasının çıkış noktası ve amacını oluşturan Türk Silahlı Kuvvetlerinin kıymetli ve fedakâr mensuplarına, her türlü koşul altında görevlerini başarıyla icra etmiş ve etmeye devam eden Özel Birliklerine derin saygılarımı ve şükranlarımı ifade etmek isterim.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET iv
ABSTRACT v
TEŞEKKÜR vii
İÇİNDEKİLER viii
ÇİZELGELERİN LİSTESİ xi
ŞEKİLLERİN LİSTESİ xii
SİMGELER VE KISALTMALAR xiv
1. GİRİŞ 1
2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI 7
2.1. Drone Teknolojileri ve Sensör Sistemleri 7
2.1.1. Görsel Kameralar ve Termal Sensörler 9
2.1.2. Drone Üzeri Sensörler 10
2.1.3. LiDAR Sistemleri 11
2.1.4. Radar Sensör Ağları 12
2.1.5. Sonuç ve Kıyaslama 12
2.2. İnsan Tespit Yöntemleri 13
2.2.1. Derin Öğrenme Tabanlı Yöntemler 14
2.2.2. Makine Öğrenmesi Tabanlı Yöntemler 19
2.2.3. Piksel Tabanlı Yöntemler 21
2.2.4. Derinlik Tabanlı Yöntemler 23
2.2.5. Hareket Tabanlı Yöntemler 26
2.2.6. Sonuç ve Kıyaslama 29
2.3. Drone ile Gerçek Zamanlı Yapay Zeka Çalışmaları 30
2.3.1. Teknolojik İlerlemeler 30

2.3.2. Karşılaşılan Zorluklar 31
2.3.3. Gelecekteki Yönler 33
2.3.4. Güncel Çalışmalar 34
3. DERİN ÖĞRENME TABANLI İNSAN TESPİT YÖNTEMLERİ 43
3.1. İki Aşamalı Tespit Yöntemleri 44
3.2. Tek Aşamalı Tespit Yöntemleri 45
3.3. YOLOv7 Derin Öğrenme Modeli 48
3.4. YOLOv7-Tiny Modeli 50
4. SİSTEM MODELİ VE METODOLOJİSİ 53
4.1. Küçük Obje Tespit Katmanı 55
4.2. Mekansal Piramit Havuzlama (SPP) 56
4.3. Aktivasyon Fonksiyonu (Activation Function) 57
4.3.1. Sigmoid 58
4.3.2. ReLU (Rectified Linear Unit) 58
4.3.3. Tanh (Hyperbolic Tangent) 59
4.3.4 Leaky ReLU (Leaky Rectified Linear Unit) 60
4.3.5. Mish 60
4.3.6. Sonuç ve Karşılaştırma 61
4.4. Veri Artırımı (Data Augmentation) 63
4.5. YOLO-IHD: Önerilen Tespit Modeli Mimarisi Karşılaştırma 68
5. DENEYLER VE BULGULAR 73
5.1. Veri Seti ve Hazırlık Süreci 73
5.1.1. VisDrone Veri Seti 74
5.1.2. UAVHuman Veri Seti 75
5.1.3. UAV123 Veri seti 76
5.1.4. Çalışma kapsamında özgün toplanan veri seti 77

5.1.5. IHD veri seti 83
5.2. Değerlendirme Metrikleri 84
5.3. Eğitim Parametreleri ve Ortamı 86
5.4. Sonuçlar 89
5.4.1. Önerilen modelin geliştirme adımlarının sonuçları 90
5.4.2. Önerilen Modelin YOLO Tabanlı Modeller ile Karşılaştırması 92
5.4.3. Önerilen Modelin Diğer Güncel Modeller ile Karşılaştırması 94
6. MODELİN GERÇEK ZAMANLI DRONE UYGULAMASI 97
6.1. Tez Kapsamında Geliştirilen Kapalı Alan Drone Sistemi 98
6.1.1. BOM listesi 99
6.1.2. Elektronik ve mekanik parçalar 101
6.1.3. Montaj çalışmaları 103
6.2. Drone ile Gerçek Zamanlı İnsan Tespit Çalışmaları 105
7. TARTIŞMA 111
8. SONUÇ VE ÖNERİLER 123
KAYNAKLAR 127
EKLER 137
EK-1(a). YOLO-IHD modeli tespit çalışmaları 1 138
EK-1(b). YOLO-IHD modeli tespit çalışmaları 2 139
EK-1(c). YOLO-IHD modeli tespit çalışmaları 3 140
EK-2(a). Kapalı alan veri seti toplama çalışmaları 141
EK-2(b) Kapalı alan veri seti toplama çalışmaları (Karanlık) 142
EK-2(c) Kapalı alan veri seti toplama çalışmaları (Kalabalık) 143
EK-3. Kapalı ortam drone montaj çalışmaları 144
ÖZGEÇMİŞ 145

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge **Sayfa**

Çizelge 2.1. İnsan tespit yöntemlerinde derin öğrenme yaklaşımları ve çalışmaları 15
Çizelge 2.2. Drone ile ilgili gerçek zamanlı çalışmalar 41
Çizelge 5.1. Çalışmalarda kullanılan veri seti dağılımı 74
Çizelge 5.2. Özgün olarak toplanan kapalı alan veri setinin çevre koşul özellikleri 80
Çizelge 5.3. IHD veri setinin dağılımı ve çevre koşul özellikleri 84
Çizelge 5.4. Model eğitim parametreleri 86
Çizelge 5.5. IHD veri seti ile yapılan ablasyon deneylerinin sonuçları. 90
Çizelge 5.6. YOLO-IHD modelinin SOTA YOLO modelleri ile karşılaştırılması 93
Çizelge 5.7. YOLO-IHD'nin diğer SOTA metotları ile karşılaştırılması 94
Çizelge 6.1. Geliştirilen kapalı alan drone sistemi BOM listesi 100
Çizelge 6.2. Geliştirilen drone'nun ağırlık hesap tablosu 102
Çizelge 6.3. Düşük kaynaklı gömülü sistem bilgisayarlarının özellikleri 106
Çizelge 6.4. YOLO-IHD'nin TensorRT quantization ile gerçek zamanlı performans sonuçları 108
Çizelge 6.5. YOLO-IHD'nin TensorRT quantization ile gerçek zamanlı performans sonuçları. 109

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil **Sayfa**

Şekil 2.1. Termal ve gündüz drone kamerası [14] 9
Şekil 2.2. Drone gaz algılama sensörü [18] 10
Şekil 2.3. Drone LiDAR tarayıcısı [21] 11
Şekil 2.4. Drone üzerinde kullanılan radar sensörü [25] 12
Şekil 2.5. Piksel tabanlı insan tespiti aşamaları [46] 22
Şekil 2.6. Derinlik tabanlı insan tespiti yöntemi [52] 25
Şekil 2.7. Drone engelden kaçınma ve ilgili sensör yerleşimleri [75] 37
Şekil 3.1. Tek aşamalı ve iki aşamalı obje tespit mimarisi [90] 43
Şekil 3.2. R-CNN, Fast R-CNN ve Faster R-CNN karşılaştırması [91] 44
Şekil 3.3. YOLO ve SSD mimari karşılaştırması [89] 47
Şekil 3.4. YOLOv7 network mimarisi [96] 49
Şekil 3.5. YOLOv7-tiny network yapısı 51
Şekil 4.1. YOLO-IHD network yapısı 54
Şekil 4.2. Tez kapsamında geliştirilen modelin küçük obje tespit katmanı 55
Şekil 4.3. Tez kapsamında geliştirilen modele CSPSPPF entegrasyonu 56
Şekil 4.4. Aktivasyon fonksiyon grafikleri [99] 57
Şekil 4.5. Tez kapsamında geliştirilen modelin Mish aktivasyon fonksiyonu kullanımı 62
Şekil 4.6. Mish ve LeakyReLU aktivasyon fonksiyonu grafiksel karşılaştırması 63
Şekil 4.7. UAVHuman veri seti (1), UAV123 veri seti (2-3), özgün toplanan veri seti (4), orijinal görüntü (A), artırılmış parlaklık (B), azaltılmış kontrast (C), bulanık (D) 67
Şekil 4.8. Baz model ile YOLO-IHD network mimarisi karşılaştırması 72
Şekil 5.1. YOLO etiketleme formatı 73
Şekil 5.2. VisDrone veri seti örnek görüntüleri 75
Şekil 5.3. Visdrone test setinin dönüştürülmüş dizini 75
Şekil 5.4. UAVHuman veri seti örnek görüntüleri 76
Şekil 5.5. UAV123 veri seti örnek görüntüleri 77
Şekil 5.6. Özgün olarak kapalı alan senaryoları için toplanan veri seti örneği 79
Şekil 6.1. Tez kapsamında geliştirilen kapalı alan drone sistemi 98

Şekil **Sayfa**

Şekil 6.2. Tez kapsamında geliştirilen kapalı alan drone sistemi uçuş testi. 99
Şekil 6.3. Drone güvenli itme kuvvet hesaplaması 103
Şekil 6.4. PDU (Güç Dağıtım Ünitesi) ve drone iskeleti..... 103
Şekil 6.5. Quadcopter motor ve pervane direktifleri 104
Şekil 6.6. ESC (Elektronik Hız Kontrolcüsü), Gyro, LIDAR Mount Pole ve kamera taşıma ünitesi 105
Şekil 7.1. YOLOv7-tiny baz modelinin VisDrone veri seti ile tespit sonuçları 113
Şekil 7.2. Geliştirilen YOLO-IHD modelinin VisDrone veri seti ile tespit sonuçları 114
Şekil 7.3. YOLOv7-tiny baz modelinin alışveriş merkezideki tespit sonuçları 115
Şekil 7.4. YOLO-IHD modelinin alışveriş merkezindeki tespit sonuçları. 116
Şekil 7.5. YOLOv7-tiny'nin ve YOLO-IHD'nin kapalı ve düşük ışıklı bir garaj ortamdaki insan tespit sonuçları. 117
Şekil 7.6. YOLOv7-tiny'nin birden fazla kişi ile kapalı bir garaj ortamındaki insan tespit sonuçları. 118
Şekil 7.7. YOLO-IHD'nin birden fazla kişi ile kapalı garaj ortamındaki insan tespit sonuçları..... 119
Şekil 7.8. YOLOv7-tiny'nin kapalı, yüksek ışık ve karmaşık bir ortamdaki insan tespit sonuçları. 120
Şekil 7.9. YOLO-IHD'nin kapalı, yüksek ışık ve karmaşık bir ortamdaki insan tespit sonuçları..... 120
Şekil 7.10. Geliştirilen modeldeki küçük obje katmanının etkisi 121

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler	**Açıklamalar**
2D	İki Boyutlu
3D	Üç Boyutlu
cm	Santimetre
m	Metre
mAh	Miliamper Saat
MP	Megapiksel

Kısaltmalar	**Açıklamalar**
6DoF	Six Degrees of Freedom
AI	Artificial Intelligence
AP	Average Precision
BOM	Bill of Materials
CNN	Convolutional Neural Network
CSPSPPF	Cross Stage Partial Spatial Pyramid Pooling-Fast
Drone	Uçangöz
ELAN	Efficient Layer Aggregation Networks
ESC	Electronic Speed Controller
FPS	Frame Per Second
GFLOP	Giga-Floating Point Operations
GPS	Global Positioning System
HOG	Histogram of Oriented Gradients
IHD	Indoor Human Detection
IoU	Intersection over Union
İHA	İnsansız Hava Aracı
LiDAR	Light Detection and Ranging

Kısaltmalar	Açıklamalar
LiPo	Lithium Polymer
mAP	Mean Average Precision
MIPI	Mobile Industry Processor Interface
ML	Machine Learning
NIR	Near Infrared
ToF	Time of Flight
NMS	Non-Maximum Suppression
ONNX	Open Neural Network Exchange
OS-CFAR	Ordered-Statistic Constant False Alarm Rate
PDU	Power Distribution Unit
RCNN	Region-based Convolutional Neural Network
Re-ID	Re-Identification
RF	Radio Frequency
RFID	Radio Frequency Identification
RNN	Recurrent Neural Network
RoI	Region of Interest
RPN	Region Proposal Network
SMPL	Skinned Multi-Person Linear Model
SOTA	State-of-the-art
SPP	Spatial Pyramid Pooling
SSD	Single Shot Detector
SVM	Support Vector Machine
UWB	Ultra-Wide Band
VGA	Video Graphics Array
YOLO	You Look Only Once

1. GİRİŞ

İnsanlık tarihi boyunca, teknoloji sürekli olarak yaşamımızı dönüştürmüş ve günlük hayatımızın bir parçası haline gelmiştir. Özellikle son yıllarda, Yapay Zeka (AI) ve Makine Öğrenimi (ML) gibi alanlarda yaşanan hızlı gelişmeler, birçok sektörde devrim niteliğinde değişimlere yol açmıştır. Yapay Zeka birçok alanda etkisini ve avantajlarını ispatladığı gibi özellikle robotik alandaki uygulamalarında insan hayatına önemli katkıları olmuştur. Bu alanlar özellikle sağlık, üretim, taşımacılık, ulaşım, güvenlik, denizcilik, havacılık vb. olarak nitelendirilebilmektedir [1–3]. Yapay zeka'nın robotik ve havacılık alanlarındaki kullanımı ise diğer alanlara göre biraz daha fazla dikkat gerektiren ve zorlu aşamalardan oluşmaktadır. Havacılık alanı diğer disiplinlere göre birden fazla etkiyi ve prensipleri bir arada barındırarak yapay zeka entegrasyonunu zorlaştırmaktadır [4,5]. Bu kapsamlar düşünüldüğünde günümüzde havacılık alanında insanları en çok etkileyen uygulamalardan birisi İnsansız Hava Araçlarıdır (İHA). İHA'lar güncel olarak hemen hemen her alanda kendilerini göstermektedirler. Sağlık alanından, kargo taşımacılığına, film sektöründen, inşaat alanlarına, acil durum müdahale gerektiren durumlardan, askeri sahada kullanımlarına kadar geniş bir yelpaze içinde kullanıcılara hizmet etmektedirler.

Son yıllarda, insansız hava araçları veya drone'lar, teknolojinin en etkileyici gelişmelerinden biri olarak öne çıkmıştır. Drone'lar, askeri gözetleme ve istihbarattan, tarımsal faaliyetler ve coğrafi haritalama gibi sivil uygulamalara kadar geniş bir kullanım alanına sahiptir. Bu araçlar, zorlu coğrafyalarda malzeme taşıma, hava fotoğrafçılığı ve meteorolojik gözlemler gibi çeşitli görevleri yerine getirerek hem endüstriyel hem de akademik çevrelerde büyük ilgi görmektedir [6–11]. Drone'ların açık alanlardaki başarısına paralel olarak, kapalı alanlarda kullanımı da son derece önem kazanmıştır. Özellikle arama-kurtarma operasyonları, yangın izleme ve güvenlik gözetimi gibi durumlarda, kapalı alanlarda etkin bir şekilde hareket edebilen drone'lar hayati öneme sahiptir. Bu tür ortamlarda, drone'ların insanları tespit etme kabiliyeti, olaylara hızlı müdahale etme ve riskleri azaltma konusunda kritik bir rol oynamaktadır [12]. Kapalı alanlarda drone'ların kullanımı, özellikle sınırlı alan ve engeller nedeniyle çeşitli zorlukları beraberinde getirmektedir. Bu zorlukları aşmak için, gelişmiş navigasyon sistemleri, çarpışmayı önleyici sensörler ve etkili insan tespiti mekanizmalarının entegrasyonu gerekmektedir. Bu alandaki teknolojik yenilikler, drone'ların kapalı alanlarda daha güvenli ve etkili bir şekilde kullanılmasını sağlamakta ve bu sayede yeni uygulama alanlarının kapılarını aralamaktadır.

Arka Plan, Tanım ve Motivasyon

Son yıllarda, insansız hava araçlarının (İHA'ların) kullanımı, çeşitli uygulama alanlarında hızla yaygınlaşmıştır. Bu araçlar, özellikle zorlu ve erişilmesi zor alanlarda gözetleme ve izleme görevlerinde etkili bir araç haline gelmiştir. İHA'lar, arama-kurtarma, güvenlik izleme ve iç mekan navigasyonu gibi alanlarda önemli avantajlar sunmaktadır. Ancak, bu tür uygulamalar, özellikle iç mekan ortamlarında, yüksek düzeyde doğru ve güvenilir nesne tespiti yetenekleri gerektirir.

Bu çalışma, iç mekan ortamlarında drone'lar aracılığıyla insanları tespit etmek için tasarlanmış bir yapay zeka modelinin geliştirilmesine odaklanmaktadır. Geliştirilen model, "You Only Look Once" (YOLO) derin öğrenme çerçevesine dayanır ve özellikle iç mekan senaryolarında insan figürlerini tespit etmek üzere özelleştirilmiştir. Model, iç mekanlarda insan tespiti için özel olarak toplanmış bir veri seti kullanılarak eğitilmiştir ve bu model YOLO-IHD olarak adlandırılmıştır.

İHA'ların iç mekanlarda insan tespiti için kullanılmasının ana motivasyonu, bu tür ortamlarda karşılaşılan zorlukları aşma ve daha güvenilir gözetleme yetenekleri sunma potansiyelidir. İç mekanlar, sıkışık alanlar, değişken aydınlatma koşulları ve engeller nedeniyle zorluklar içerir. Mevcut nesne tespit sistemlerinin çoğu, bu tür koşullar altında yeterince etkili değildir. YOLO-IHD modelinin geliştirilmesi, bu zorlukları aşmak ve iç mekanlarda insanları etkili bir şekilde tespit etmek için gerekli hassasiyeti ve doğruluğu sağlamak amacıyla ortaya atılmıştır. Ayrıca, bu modelin gerçek zamanlı uygulamalarda kullanılabilirliği, özellikle arama-kurtarma ve güvenlik izleme gibi kritik senaryolarda, büyük önem taşımaktadır. Bu araştırma, İHA tabanlı iç mekan insan tespiti alanında yeni bir çığır açmayı ve bu alandaki teknolojik gelişmeleri ilerletmeyi hedeflemektedir.

Problem Tanımı

Bu çalışma, iç mekan ortamlarında insanların tespiti konusunda karşılaşılan zorluklara odaklanmaktadır. İnsansız hava araçları ve sabit kamera sistemleri, genellikle iç mekan ortamlarında etkin insan tespiti için sınırlı yeteneklere sahiptirler, özellikle değişken aydınlatma koşulları, engeller ve farklı açılardan görünümler söz konusu olduğunda. Ayrıca, mevcut nesne tespit sistemleri, küçük veya uzaktaki insan figürlerini doğru bir şekilde

tanımlamakta zorluk çekmektedir. Bu durum, özellikle arama-kurtarma operasyonları, güvenlik izleme ve iç mekan navigasyonu gibi senaryolarda kritik öneme sahiptir. Bu nedenle, iç mekan ortamlarında etkili ve doğru insan tespiti yapabilen bir modelin geliştirilmesi gerekmektedir.

Bu araştırmanın temel problemi, drone'lar kullanılarak iç mekan ortamlarında insanları tespit etmek için özel olarak tasarlanmış bir modelin eksikliğidir. Mevcut modellerin çoğu, açık alan senaryolarına odaklanmaktadır ve iç mekan koşullarının getirdiği zorlukları yeterince ele almamaktadır. Bu çalışmanın diğer bir amacı, iç mekan koşullarında etkili insan tespiti sağlayacak, derin öğrenme tabanlı bir model (YOLO-IHD) geliştirmek ve bu modelin gerçek zamanlı uygulamalarda kullanılabilirliğini doğrulamaktır. Bunun için özgün bir veri seti (IHD Veri Seti) toplanmış ve model bu veri seti üzerinde eğitilerek performansı test edilmiştir. Ayrıca, modelin gerçek zamanlı tespit yetenekleri, özel geliştirilmiş bir drone ile test edilerek gerçek dünya senaryolarında uygulanabilirliği değerlendirilmiştir. Bu araştırma, iç mekan insan tespiti alanında önemli bir boşluğu doldurmayı ve bu alanda gelecekteki çalışmalara yol göstermeyi hedeflemektedir.

Tez Çalışmasının Literatüre Katkısı

Bu tez çalışmasının literatüre ana katkıları aşağıdaki gibi sıralanabilir:

- Bu çalışmada, YOLOv7-Tiny modeline yapılan kritik değişiklikler, drone ile gerçekleştirilen iç mekan insan tespiti çalışmalarında modelin doğruluğunu ve hassasiyetini önemli ölçüde artırmıştır. Yenilikler arasında, özellikle küçük nesneleri daha iyi tespit etmek için tasarlanmış yeni bir katmanın entegrasyonu, performansı artıran Mish aktivasyon fonksiyonunun kullanımı ve modelin etkinliğini ve hızını artıran gelişmiş bir Uzamsal Piramit Havuzlama (SPP) mekanizması yer almaktadır. Bu geliştirmeler, kapalı mekan ortamları ve drone tabanlı uygulamalar için özelleştirilmiş, güçlü ve yenilikçi bir YOLO-IHD modelinin geliştirilmesine öncülük etmiştir.
- İç mekanlarda drone ile insan tespiti yapmak için hazırlanan veri setlerindeki eksiklikler literatürde dikkat çekici bir boşluk oluştururken, bu çalışma, iç mekanlara özgü çeşitli perspektiflerden toplanan geniş bir insan görüntüsü koleksiyonunu sunarak bu boşluğu doldurmaktadır. Özgün olarak toplanan bu görüntüler ile

literatürde sıklıkla kullanılan mevcut veri setleri birleştirilerek iç mekan insan tespiti çalışmaları için benzersiz ve farklı açılardan çeşitlilik gösteren zengin bir kapalı alan veri seti (IHD Veri Seti) oluşturulmuştur. Bu geliştirilen veri seti, modelin çeşitli iç mekan senaryolarına ve insan siluetlerine adaptasyonunu geliştiren özelleştirilmiş bir kaynak olarak ön plana çıkmaktadır.

- Geliştirilen YOLO-IHD modelinin gerçek zaman tespit kabiliyeti, kaynak sınırlı gömülü sistemler üzerinde yapılan deneylerle teyit edilmiştir. Modelin gerçek dünya senaryolarındaki uygulanabilirliğini değerlendirmek üzere, özel olarak tasarlanmış bir drone platformunda gerçekleştirilen testler sayesinde elde edilen bulgular, bu alanda gelecekte yapılacak araştırmalara yol gösterici niteliktedir. Bu deneyler, modelin sahada etkili bir şekilde çalışabilmesi için gerekli olan hız ve doğruluk dengesini sağladığını göstermiş, drone tabanlı iç mekan insan tespiti konusunda önemli bir referans noktası oluşturmuştur.
- Önerilen YOLO-IHD modelinin, kapalı ortamda insan tespiti konusunda var olan modellerle karşılaştırmalı bir analizi sunulmaktadır. Model, çeşitli senaryo ve zorluklardaki tespit başarımlarını kapsamlı bir şekilde değerlendirerek, YOLO-IHD'nin mevcut çözümlere göre sağladığı iyileştirmeleri ve avantajları vurgulamaktadır. Bu karşılaştırmalı değerlendirme, modelin algoritmasında yapılan yeniliklerin ve özelleştirmelerin, gerçek zamanlı uygulama senaryolarında nasıl bir fark yarattığını göstermektedir. Böylece, önerilen modelin sahadaki gerçek uygulamalara yönelik önemli iyileştirmeler sağladığı ve kapalı ortamda insan tespiti alanında yeni bir referans noktası oluşturacağı değerlendirilmektedir.
- Kapalı alanlarda insan tespiti amacıyla geliştirilen drone sistemi, uçtan uca model ve uygulama perspektiflerinde önemli yenilikler sunmaktadır. Bu sistem hem algoritmik iyileştirmeler hem de pratik uygulama senaryoları açısından, alanında kapsamlı bir çözüm oluşturmuştur. Drone sistemine entegre edilen YOLO-IHD modeli, gerçek zamanlı ve dinamik kapalı ortam koşullarında yüksek doğruluk ve hızda insan tespiti yapabilme kapasitesine sahiptir. Sistem, karmaşık iç mekan yapıları ve değişken ışık koşulları gibi zorluklara adaptasyon göstererek, kapalı alan gözetleme ve güvenlik uygulamaları için yeni bir referans noktası belirlemiştir. Özellikle drone teknolojisinin ve derin öğrenme modellemesinin, iç mekanlarda insan tespiti gibi kritik görevlerde nasıl etkin bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir.

Tezin organizasyonu

Tez toplamda 8 bölümden oluşmaktadır. Tezin giriş bölümünde kapsam, gerçekleştirilen çalışmalar, literatüre katkılar ve organizasyonu anlatılmaktadır.

Tezin ikinci bölümünde literatür çalışmalarına yer verilmiştir. Literatür çalışmaları insan tespit sistemleri, drone teknolojileri, sensör teknolojileri, gerçek zamanlı tespit sistemleri ve bunların güncel çalışmaları hakkında bilgiler sunulmaktadır. Aynı zamanda kapalı alanda insan tespiti ve drone ile gerçek zamanlı çalışmaları kapsamlarında da yakın zamanda yapılan çalışmalardan bahsedilmiştir. Tezin devamında gerçekleştirilen çalışmalar için, bu bölüm birçok faklı tekniğin uygulama biçimi açısından ve güncel yöntemler hakkında büyük katkı sağlamaktadır.

Tezin üçüncü bölümünde derin öğrenme tabanlı insan tespit yöntemlerinden bahsedilmiştir. Bu bölüm tezdeki çoğu çalışmanın temelini oluşturan ve drone üzerinde çalışan insan tespit modelinin kavramsal tanımları detaylı bir şekilde anlatılmıştır. Aynı zamanda insan tespiti için derin öğrenme modelleri ve mimarisi derinlemesine incelenmiş, tez kapsamında geliştirilen model için önemli noktalara vurgu yapılmıştır. Farklı yöntemlerin tespit konularındaki başarısı ve gerçek zamanlı tespit için uygunluğu değerlendirilmiştir.

Tezin dördüncü bölümünde önerilen model ve yöntemlerden bahsedilerek özgün olarak geliştirme aşamalarının detaylı açıklamaları yapılan modelin geliştirme aşamalarından bahsedilmiştir. Önerilen modelin geliştirme aşmalarında kullanılan yöntemler detaylı bir şekilde analiz edilmiş, tezin kapsamı doğrultusunda uygun olan yöntemler ile baz alınan temel yöntemler tartışılmıştır. Baz alınan model ile geliştirilen model karşılaştırılmış, geliştirmelerin hangi aşamalarda ve koşullarda başarılı olabileceği be model olan etkisi tartışılmıştır. Önerilen derin öğrenme modelinin detaylı bir şekilde mimarisi ortaya çıkartılmış ve üzerinde yapılan değişikler detaylı olarak anlatılmıştır.

Tezin beşinci bölümünde önerilen kapalı alan insan tespit modeli ile deneyler yapılarak çeşitli performans metrikleri değerlendirilmiştir. Önerilen modelin geliştirme aşamaları titizlikle incelenmiş ve geliştirme aşamalarının başarım oranları tartışılmıştır. Geliştirilen model güncel olan baz modeller ile karşılaştırılmıştır. Güncel olan modeller daha sonrasında farklı veri setleri ile de analiz edilmiştir. Bu bölümde veri setlerine de yer verilmiştir.

Çalışma boyunca kullanılan veri setleri analiz edilerek detayları paylaşılmıştır. Bir diğer çalışma olarak literatürde eksik görülen tez kapsamında özgün olarak toplanan veri seti detayları anlatılmıştır. Özgün olarak toplana veri seti ve diğer veri setleri ile farkları analiz edilmiş, çalışma boyunca kullanılan özgün olarak derlenmiş yeni bir veri seti ortaya konulmuştur. Güncel kullanılan veri setlerinin yanı sıra yeni oluşturulan veri seti ile de deneyler gerçekleştirilmiştir. Deneylerin yapıldığı ortam ve parametreler detaylı olarak anlatılmıştır.

Tezin altıncı bölümünde önerilen model ile gerçek zamanlı deneyler yapılmıştır. Aynı zamanda çalışma kapsamında kapalı alanda uçuş icra edebilen ve tezin uygulamalı kısmını temsil eden drone sisteminin donanımsal bilgileri ve geliştirme aşamaları paylaşılmıştır. Bununla birlikte çalışma kapsamında geliştirilen model drone üzerinde çalıştırılarak kapalı alanda gerçek ortam koşulları ile deneyler yapılmıştır. Drone üzerinde çalışan kaynak kısıtlı yapay zeka bilgisayarının detaylı incelemesi sunulmuştur. Bu uç cihaz ile modelin entegrasyon aşamaları ve akabinde yapılan optimizasyon çalışmalarına yer verilmiştir. Bu bölümde sunulan sonuçlar ve çalışmalar geliştirilen modelin gerçek dünya ortamında testlerine ve sonuçlarına ilişkin çok önemli çıkarımları ve sonuçları kapsamaktadır.

Tezin yedinci bölümünde geliştirilen model ile yapılan çalışmaların tartışmasına yer verilmiştir. Yapılan deneyeler ve sonuçları hakkında kapsamlı bir inceleme sunulmuş, modelin başarım çalışmaları detaylı olarak anlatılmıştır. Aynı zamanda geliştirilen modelin aşmaları ve gerçek dünya deneylerinin detayları analiz edilmiştir. Yapılan çalışmaların etkileri farklı veri setlerindeki sonuçları karşılaştırmaları olarak sunulmuştur.

Tezin son bölümünde geçekleştirilen çalışmalar ve amacı özetlenmiş, yorumlanmış ve literatüre olan katkıları sunulmuştur. Aynı zamanda gelecek çalışmalara katkı sağlaması açısından değerli önerilere de yer verilmiştir.

2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Tezin bu bölümünde insan tespit yöntemleri, drone uygulamaları ve drone ile insan tespit yöntemleri üzerine olana çalışmalar incelenmiştir. İnsan tespit yöntemlerindeki mevcut teknoloji ve algoritmaların detaylı incelenmesi neticesinde drone üzerinde gerçek zamanlı performans sağlayabilecek algoritmalar tespit edilerek bu algoritmalar hakkında önbilgilere yer verilmiştir. Temel olarak insan tespit yöntemleri, algoritmaları ve bu uygulamaların drone ile çalışabilmesi prensipleri üzerinde durulmuştur. Bu çalışmaların incelenmesi neticesinde güncel olan yöntemlerden çıkarımlar elde edilerek tez kapsamında geliştirilen insan tespit modelinin temel eksiklik ve performans konuları bu doğrultuda ortaya çıkartılmıştır.

Kapalı alanlarda drone ile insan tespiti, son yıllarda hem akademik hem de endüstriyel araştırmalarda önemli bir ilgi alanı haline gelmiştir. Bu alandaki mevcut literatür, çeşitli algılama teknolojileri, algoritmalar ve sistem entegrasyonları üzerine yoğunlaşmaktadır. Temel olarak, bu çalışmalar görsel algılama sistemleri, termal kamera teknolojileri ve LiDAR gibi sensörlerin kullanımını içermektedir. Aynı zamanda derin öğrenme ve makine öğrenimi tabanlı yaklaşımlarla insan tespiti konusunda önemli ilerlemelerle de ciddi oranda başarımlar elde edilmektedir. Özellikle gerçek zamanlı algılama yapabilen nesne tespiti algoritmalarının uyarlanması ve bu algoritmaların drone platformlarına entegrasyonu, çeşitli zorluklar ve engellerin üstesinden gelinmesinde kritik önem taşımaktadır. Literatürde, çevresel faktörlerin ve hareketli nesnelerin algılanması, düşük ışık koşulları ve sınırlı işlem gücü gibi faktörlerin üstesinden gelmeyi amaçlayan çalışmalar mevcuttur. Bu çalışmalar, drone teknolojisinin arama-kurtarma, güvenlik ve gözetim gibi alanlarda kullanımının etkinliğini artırmayı hedeflemektedir. Ayrıca, kapalı alan navigasyonu ve engel algılama sistemlerinin geliştirilmesi, drone'ların otomatik pilot ve otonom uçuş kabiliyetlerinin iyileştirilmesi üzerine yoğunlaşan araştırmalar da bulunmaktadır. Bu literatür araştırması, kapalı alanlarda insan tespiti yapabilen drone sistemlerinin geliştirilmesine yönelik mevcut teknikler, metodolojiler ve zorluklar hakkında kapsamlı bir bakış sağlamaktadır.

2.1. Drone Teknolojileri ve Sensör Sistemleri

Günümüzde drone'lar çeşitli sensör sistemleriyle donatılarak, kapalı alanlarda insan tespiti gibi karmaşık görevleri yerine getirebilir hale getirilmiştir. Bu sensörler arasında en yaygın

kullanılanları görsel kameralar, termal kameralar ve LiDAR (Light Detection and Ranging) sistemleridir. Görsel kameralar, yüksek çözünürlüklü görüntüler sağlayarak, insan figürlerinin detaylı bir şekilde tespit edilmesine olanak tanır. Bu kameralar, yapay zeka ve makine öğrenimi algoritmaları ile birleştirildiğinde, insan silüetlerini çevresel nesnelerden ayırt edebilir ve böylece insan varlığını doğru bir şekilde belirleyebilmektedirler. Görsel kameraların en büyük avantajı, zengin görsel bilgi sağlaması ve geniş bir uygulama yelpazesine adaptasyon yeteneğidir. Ancak, düşük ışık koşulları ve görsel engeller bu kameraların performansını olumsuz etkileyebilir, bu da kapalı alanlarda tespit işleminin zorlaşmasına neden olabilmektedir.

Termal kameralar, insanların vücut ısısını algılayarak, tamamen farklı bir yaklaşımla insan tespiti sağlamaktadırlar. Bu kameralar, insan vücudunun çevresinden yaydığı ısıyı tespit ederek, insanları çevresel nesnelerden ayırt edebilmektedir. Termal kameraların en büyük avantajı, düşük ışık koşullarında veya tam karanlıkta bile çalışabilmesidir, bu da onları gece gözetimi ve arama-kurtarma operasyonları için ideal bir araç haline getirmektedir. Ancak, termal kameralar görsel detayları az sağlamakla birlikte sıcaklık farklılıklarının düşük olduğu ortamlarda yanlış pozitiflere yol açabilmektedirler. Ayrıca, yüksek maliyetleri ve özel işleme gereksinimleri nedeniyle bu teknolojinin genel kullanımını sınırlayabilmektedirler.

LiDAR sistemleri, çevresel nesnelerden yansıyan lazer ışınları ile nesnelerin mesafesini ve şeklini tespit etmektedirler. LiDAR, üç boyutlu haritalama ve engel algılama için başarılı bir çözüm sunaktadır bu sebeple de drone'ların kapalı alanlarda güvenli bir şekilde navigasyon yapmasına olanak tanımaktadır. LiDAR'ın sağladığı yüksek hassasiyetli mesafe ölçümleri, insan tespitinde de kullanılabilir, ancak bu genellikle ek algoritmaların ve işleme adımlarının entegrasyonunu gerektirir. LiDAR sistemlerinin avantajları arasında engellerin ve yüzeylerin yüksek doğrulukla tespiti ve karmaşık çevresel yapıların detaylı bir şekilde haritalanabilmesi yer alır. Dezavantajları ise yüksek maliyet, büyük veri hacmi ve karmaşık veri işleme gereksinimleridir.

Bu sensör sistemlerinin kapalı alanlarda insan tespiti bağlamındaki uygulamaları, drone teknolojisinin arama-kurtarma, güvenlik izleme ve acil durum müdahalesi gibi kritik alanlardaki potansiyelini açıkça göstermektedir. Sensörlerin seçimi ve entegrasyonu, özel uygulama gereksinimlerine ve ortamın özelliklerine bağlı olarak dikkatlice

değerlendirilmelidir. Performans kriterleri, özellikle algılama doğruluğu, yanıt süresi ve sistem maliyeti gibi faktörler dikkate alınarak optimize edilmelidir. Bu bağlamda, sensörlerin avantajlarından maksimum fayda sağlamak ve dezavantajlarını en aza indirmek için gelişmiş algoritmalar ve veri işleme tekniklerinin geliştirilmesi ve uygulanması gerekmektedir.

Drone teknolojisi ve sensör sistemleri, modern araştırma ve uygulamalarda önemli bir yere sahiptir. Bu teknolojiler, kapalı alanlarda insan tespiti gibi karmaşık görevler için benzersiz fırsatlar sunarken, kullanılan sensörlerin avantajları ve dezavantajları konusunda kapsamlı bir değerlendirme gerektirmektedir.

2.1.1. Görsel Kameralar ve Termal Sensörler

Sniatala, Iyengar ve Kontowicz [13] göre, drone'lar çok yönlü sensör platformları olarak işlev görebilir ve bu durum, görsel ve termal kameraların kullanımıyla özellikle belirgindir. Görsel kameralar, detaylı görüntüler sunarak nesnelerin ve insanların net bir şekilde tespit edilmesini sağlamaktadır. Bu kameraların ana avantajı yüksek çözünürlüklü görüntü sağlamaları ve renkli bilgiler içermeleridir, ancak düşük ışık koşulları ve görsel engeller onların etkinliğini sınırlayabilmektedir.



Şekil 2.1. Termal ve gündüz drone kamerası [14]

Termal kameralar, vücut ısısını tespit ederek insanları çevresel nesnelerden ayırabilmektedirler. Aledhari ve diğerleri [15] tarafından yapılan çalışmada sensör füzyonu yaklaşımları, drone tespit sistemlerinin performansını artırabilmek için özellikle termal kameraların kullanımlarının önemini vurgulamaktadır. Termal kameraların avantajı, düşük ışık koşullarında veya tam karanlıkta bile etkin bir şekilde çalışabilmesidir, ancak görsel detayların eksikliği ve sıcaklık farklılıklarına duyarlılıkları dezavantajlar arasında yer almaktadır. Svanström, Alonso-Fernandez ve Englund [16] tarafından yapılan çalışma, farklı algılama modalitelerinin füzyonu yoluyla gerçek zamanlı drone tespiti ve takibini ele almaktadır. Bu çok modlu yaklaşım, çeşitli sensör verilerini birleştirerek, tespit ve takip işlemlerinde doğruluğu ve güvenilirliği artırmaktadır. Kapalı alanlarda insan tespiti için uyarlandığında, bu yöntem engellerin arkasındaki veya zor görülen alanlardaki insanları bile tespit edebilmektedir, bu sayede arama-kurtarma ve güvenlik izleme görevlerinde önemli bir avantaj sağlayabileceği değerlendirilmektedir.

2.1.2. Drone Üzeri Sensörler

Polonelli ve diğerleri [17] tarafından sunulan esnek, düşük güç tüketimli platform, uzaktan kablosuz sensörlerden veri toplama konusunda önemli bir yenilik sunmaktadır. Bu platform, enerji verimliliği ve veri toplama kapasitesi açısından önemli avantajlar sağlayarak, kapalı alanlarda ve zorlu ortamlarda insan tespiti için drone kullanımını optimize edebilmektedir. Bu tür sistemlerin, uzun süreli görevlerde ve enerji kısıtlı uygulamalarda kullanılabilirliği, onları özellikle ön plana çıkartmaktadır.



Şekil 2.2. Drone gaz algılama sensörü [18]

Park ve diğerleri [19] tarafından geliştirilen drone üzeri monte edilebilir gaz algılama platformu, uzaktan alan izlemede yeni bir bakış açısı sunmaktadır. Bu çalışma, graphene chemiresistors kullanarak çevresel gazların tespitini sağlayan yenilikçi bir yaklaşımı tanıtmaktadır. Kapalı alanlarda insan varlığının tespiti bağlamında, bu teknoloji potansiyel tehlikeleri veya insanların bulunabileceği alanları belirlemede kullanılabilmektedir. Gaz algılama platformunun sağladığı duyarlılık ve esneklik, karmaşık ortamlarda insan tespitine yönelik stratejiler geliştirilmesine yenilikçi bir bakış açısı sağlamaktadır.

2.1.3. LiDAR Sistemleri

Krishnan ve diğerleri [20] tarafından yapılan çalışmada, drone'ların tasarım ve geliştirilmesinde LiDAR sistemlerinin önemine dikkat çekilmiştir. LiDAR, çevresel nesnelerden yansıyan lazer ışınları ile bu nesnelerin mesafesini ve şeklini tespit etmektedir. Bu durum üç boyutlu haritalama ve engel algılama için mükemmel bir çözüm sunmaktadır. LiDAR'ın avantajları arasında, yüksek hassasiyetli mesafe ölçümleri ve karmaşık çevresel yapıların detaylı bir şekilde haritalanabilmesi bulunur. Ancak, yüksek maliyet, büyük veri hacmi ve karmaşık veri işleme gereksinimleri, LiDAR sistemlerinin kullanımını sınırlayan ana faktörlerdendir.



Şekil 2.3. Drone LiDAR tarayıcısı [21]

Borovytsky ve Averin [22] tarafından geliştirilen optik sensör, drone'ların koordinat ölçümleri için önemli bir araç sunar. Bu sensör, drone'ların kapalı alanlarda hassas konumlandırma ve navigasyon yeteneklerini artırırken tespit ve izleme görevlerinin daha etkili bir şekilde gerçekleştirilmesine de olanak sağlar. Optik sensörlerin yüksek hassasiyeti,

drone operasyonlarının doğruluğunu yükseltirken, karmaşık ortamlarda navigasyon kabiliyetini de geliştirir.

2.1.4. Radar Sensör Ağları

Coluccia, Parisi, ve Fascista [23] tarafından yapılan bir araştırmada, radar sensör ağlarının drone tespitindeki rolü ve bu sensörlerin çok rotorlu drone'ların tespiti ve sınıflandırılmasında nasıl kullanılabileceği üzerinde durulmuştur. Radar sensörleri, özellikle uzun mesafelerde ve kötü hava koşullarında etkili olabilmektedir. Bu sensörlerin avantajı, engellerin arkasını görebilme ve elektromanyetik girişimlere karşı dayanıklı olmalarıdır. Ancak, yüksek maliyet ve karmaşık işleme ihtiyacı, radar sensörlerinin dezavantajları arasındadır. Basak ve diğerleri [24] tarafından yapılan çalışma, RF tabanlı drone tespit ve sınıflandırma sistemlerinin kombinasyonunu incelemektedir. Bu yaklaşım, kapalı alanlarda insan tespiti için kullanıldığında, drone'ların RF sinyalleri aracılığıyla insan varlığını belirleyebilmesine olanak tanır. Bu teknoloji, özellikle RF sinyallerinin duvarlar ve engellerden geçebilmesi nedeniyle, kapalı alanlarda etkili bir tespit aracı olarak işlev görebilir.



Şekil 2.4. Drone üzerinde kullanılan radar sensörü [25]

2.1.5. Sonuç ve Kıyaslama

Kapalı alanlarda insan tespiti bağlamında drone teknolojileri ve sensör sistemlerinin kıyaslaması, her bir sensör tipinin benzersiz avantajlar ve dezavantajlar sunduğunu göstermektedir. Görsel ve termal kameralar, detaylı görüntüler ve vücut ısısı algılama yetenekleri ile ön plana çıkarken, LiDAR ve radar sensörleri, mesafe ölçümü ve engellerin arkasını görebilme yetenekleri ile ön plana çıkmaktadır. Uygulama gereksinimlerine ve ortamın özelliklerine bağlı olarak, bu sensörlerin bir kombinasyonu, kapalı alanlarda etkili

insan tespiti için optimal çözümü sunabileceği değerlendirilmektedir. Sensör füzyonu tekniklerinin uygulanması, sensörlerin avantajlarını maksimize ederken dezavantajlarını minimize edebileceği değerlendirilmektedir. Böylece daha güvenilir ve doğru tespit sistemlerinin geliştirilmesine olanak tanımaktadır.

2.2. İnsan Tespit Yöntemleri

Drone'ların kapalı alanda kullanım senaryoları hızla genişlemekte ve arama-kurtarma, güvenlik, gözetleme gibi kritik alanlarda hayati roller üstlenmektedir. Ancak bu araçların etkin ve güvenilir bir şekilde kullanılabilmesi için gelişmiş algılama ve tespit sistemlerine ihtiyaç duyulmaktadır. İç mekanlarda insan tespiti, özellikle zorlu ve karmaşık çevre koşullarında, bu sistemlerin başarısını belirleyen kritik bir faktörlerdir. Kapalı alan senaryoları, drone'lar için dar mekanlar, değişken aydınlatma koşulları ve karmaşık arka planlar gibi benzersiz zorluklar oluşturmakta, etkili insan tespitini kritik öneme sahip bir görev haline getirmektedir. Mevcut derin öğrenme alanındaki ilerlemeler, bu alanda önemli bir gelişme sağlamış olsa da kapalı alan obje tespiti ve navigasyonun karmaşıklıklarına uygun bu teknolojileri ihtiyaca uygun özelleştirmek önemli bir gerekliliktir.

İnsansız Hava Araçlarının gözetleme ve izleme görevlerine entegrasyonu, insan tespit sistemlerinin evrimini hızlandırmıştır. Derin öğrenme modelleri gibi algoritmaları kullanan görüntü tabanlı sistemler, İHA tabanlı insan tespitinin temel yöntemi olmuştur, ancak yalnızca görsel tekniklerin sınırlamalarını ele alan alternatif yaklaşımlar ortaya çıkmaktadır. Görüntü tabanlı derin öğrenme yöntemleri dışındaki örnekler incelendiğinde radar tabanlı, ısı tabanlı, hava kalitesi tabanlı vb. insan tespit sistemlerinin de varlığından söz etmek mümkündür. Örneğin, radar-spektrogram analizi, hedeflerin mikro-doppler imzalarını yorumlamak için derin öğrenme modellerini kullanır ve bu da gerçek zamanlı senaryolarda İHA'lar üzerinden insan aktivitelerini tanımlama konusunda yenilikçi bir yöntem sunmaktadır [26]. Alternatif olarak bu kapsamda son çalışmalar özellikle kapalı veya görüşün kısıtlandığı zorlu ortamlarda tespit doğruluğunu artırmak için çeşitli sensör modlarını kullanmaya daha fazla ağırlık vermektedir. Benzer bir çalışmada, termal görüntüleme ve ultra geniş bant (UWB) algılama teknolojileri, görsel sistemlerin başarılı olamadığı koşullarda bile insan tespitinde önemli ilerlemeler sunmaktadır. Özellikle UWB algılama, kapalı alanlarda drone ile insan hareketleri arasında dikkate değer bir ayrım

yapabilme yeteneği göstererek, İHA tabanlı gözetlemede çok modlu algılama stratejilerinin etkinliğini kanıtlamaktadır [27].

2.2.1. Derin Öğrenme Tabanlı Yöntemler

Derin öğrenme tabanlı sistemler, son yıllarda bilgisayarlı görü ve özellikle kapalı ortamlarda insan tespiti alanında devrim yaratmıştır. Bu sistemler, çok katmanlı yapay sinir ağları kullanarak, büyük veri setlerinden karmaşık örüntüleri ve özellikleri öğrenebilmektedirler. Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN) [28], bu alandaki en popüler derin öğrenme mimarilerinden biridir ve görüntülerden otomatik olarak özellik çıkarımı yapabilmektedir. CNN tabanlı modeller, insan tespitinde yüksek doğruluk oranları sunarak, karmaşık kapalı ortamlardaki insan figürlerini arka plandan ayırt edebilmektedir. Bu sistemlerin başarısı, derin katmanlar aracılığıyla öğrenilen zengin ve hiyerarşik özellik temsillerinden kaynaklanmaktadır. Ancak, etkili bir CNN modeli geliştirmek için geniş ve çeşitli eğitim verilerine ihtiyaç duyulmaktadır. Eğitim süreci, genellikle yüksek hesaplama gücü gerektiren ve eğitim setinin oldukça kaliteli ve çeşitli bir şekilde hazırlanmasını içermektedir.

YOLO (You Only Look Once) [29], gerçek zamanlı nesne tespiti için geliştirilmiş bir başka derin öğrenme modellerinden birisidir ve kapalı ortamlarda drone ile insan tespitinde önemli bir yere sahiptir. YOLO, görüntüyü bölümlere ayırır ve her bölümdeki nesneleri tek bir ağ geçişiyle tespit etmektedir. Bu yaklaşım, modelin hızlı ve etkili bir şekilde çalışmasını sağlamaktadır. YOLO, karmaşık arka planlara ve çeşitli insan pozlarına rağmen insanları yüksek doğrulukla tespit edebilmektedir. Ancak, modelin başarısı doğrudan eğitim veri setinin kalitesi ve çeşitliliği ile ilgilidir. Ayrıca, modelin hassasiyeti ve yanlış pozitif oranları, uygulanan kayıp fonksiyonu ve optimizasyon tekniklerine bağlı olarak değişkenlik göstermektedir.

Derin öğrenme tabanlı sistemlerin kapalı ortamlarda insan tespiti uygulamalarındaki bir başka önemli yönü, veri artırma ve transfer öğrenme tekniklerinin kullanımıdır. Veri artırma yöntemi, modelin genelleme kabiliyetini artırmak için eğitim veri setine yapay olarak çeşitlilik eklemektedir. Bu teknikler, örneğin, görüntülerin döndürülmesi, ölçeklendirilmesi veya renk değişimlerinin uygulanması gibi işlemleri içermektedir. Transfer öğrenme yöntemi ise, önceden büyük veri setleri üzerinde eğitilmiş modellerin ağırlıklarının, yeni bir

görev için başlangıç noktası olarak kullanılmasını ifade etmektedir. Bu yaklaşım, özellikle sınırlı eğitim verisine sahip olan durumlarda, modelin eğitim süresinin kısaltılmasına ve performansını artırmasına yardımcı olmaktadır. Kapalı ortamlarda drone ile insan tespiti gibi spesifik görevlerde, transfer öğrenme, modellerin hızla adapte olmasını ve yüksek doğrulukla çalışmasını açısından oldukça etkilidir. Derin öğrenme tabanlı sistemlerin etkinliği, kapalı ortamlarda drone ile insan tespitinde yeni olanaklar sunmakla birlikte, bu sistemlerin başarılı uygulanması için dikkatli bir model tasarımı, uygun veri seti seçimi ve gelişmiş eğitim stratejileri gerektirmektedir. Bu sistemler, yüksek performanslı insan tespiti modellerinin geliştirilmesinde kritik rol oynamaya devam etmekle birlikte kapalı ortamlarda güvenliği ve gözetimi destekleyecek yenilikçi uygulamaların önünü açmaktadır.

Çizelge 2.1'de yer alan çalışmalar, derin öğrenme tabanlı insan tespit yöntemlerinin çeşitli yönlerini ele almakta ve bu alandaki güncel araştırmalara genel bir bakış sunmaktadır. Her bir çalışma, yöntemlerin nasıl uygulandığı, karşılaşılan zorluklar ve gelecekteki araştırma yöntemleri hakkında değerli çalışmaları içermektedir. Bu kaynaklar, derin öğrenme tabanlı insan tespit yöntemlerinin anlaşılması ve bu alanda yapılacak araştırmalar için temel metodolojileri ve yaklaşımları derinlemesine incelemektedir.

Çizelge 2.1. İnsan tespit yöntemlerinde derin öğrenme yaklaşımları ve çalışmaları

Kaynak	**Başlık**	**Önemli Noktalar**
[30]	Recent Advances in Video-Based Human Action Recognition Using Deep Learning: A Review	Bu çalışma, insan hareketlerini tanıma ve takip etme üzerine derin öğrenme yöntemlerini ele almaktadır.
[31]	Deep Learning-Based Human Pose Estimation: A Survey	3D insan modellemesi ve poz tahmini üzerine derin öğrenme tabanlı yöntemlerin detaylı bir incelemesini sunmaktadır.
[32]	Deep Learning-based Action Detection in Untrimmed Videos: A Survey	Kesilmemiş videolarda eylem tanıma için derin öğrenme yaklaşımlarını inceleyen çalışmaları içermektedir.

Çizelge 2.1. (devam) İnsan tespit yöntemlerinde derin öğrenme yaklaşımları ve çalışmaları

Kaynak	Başlık	Önemli Noktalar
[33]	A Survey of Deep Learning-based Object Detection	Nesne tespiti alanında derin öğrenme tabanlı gelişmeleri ve yöntemleri içeren çalışmaları özetlemektedir.
[34]	A Survey on Deep Learning for Human Activity Recognition	İnsan aktivite tanıma için derin öğrenme tabanlı yaklaşımlar ve uygulama önerilerini sunmaktadır.
[35]	Deep Learning-Based Person Re-Identification Methods: A Survey and Outlook of Recent Works	Kişi yeniden tanıma alanında derin öğrenme temelli metodolojileri ve mevcut zorlukları anlatan çalışmaları içermektedir.

Derin öğrenme tabanlı insan tespit yöntemleri, özellikle video tabanlı insan hareket tanıma, insan pozisyonu tahmini, hareketsiz video analizi, nesne algılama ve kişi yeniden tanımlama (Re-ID) gibi alanlarda son yıllarda önemli gelişmeler göstermiştir. Bu gelişmeler hem algoritmaların doğruluğunu artırmakta hem de uygulama alanlarının genişlemesine olanak sağlamaktadır.

Video Tabanlı İnsan Hareket Tanıma

Video tabanlı insan hareket tanıma, özellikle güvenlik sistemleri, hasta izleme sistemleri ve interaktif oyunlar gibi alanlarda kritik öneme sahiptir. Derin öğrenme modelleri, video akışlarından insan hareketlerini tanımlama ve sınıflandırma konusunda yüksek performans sergilemektedir. Örneğin, evrişimsel sinir ağları (CNN) ve tekrarlayan sinir ağları (RNN) [36] bu alanda yaygın olarak kullanılmaktadır. Bunlar, video karelerinden özellik çıkarımı yaparak zaman içindeki hareketleri öğrenme kapasitesine sahiptirler [30,34].

İnsan Pozisyonu Tahmini

İnsan pozisyonu tahmini (Human Pose Estimation), insan vücudunun 2D veya 3D koordinatlarını tahmin etmeyi amaçlamaktadır. Bu alanda SMPL gibi 3D vücut modelleri,

farklı insan vücut şekilleri için genelleştirilebilir çözümler sunmaktadır. Derin öğrenme tabanlı yöntemler, insan vücuduyla ilgili karmaşık geometrik ve zaman bağlı değişimleri modelleyebilmektedirler. Bu yetenekleri sayesinde modeller, spordan sağlık takibine kadar pek çok alanda uygulamaları mümkün kılmaktadırlar [31].

Hareketsiz Video Analizi

Hareketsiz videolardan hareket algılama, özellikle uzun videoların analiz edilmesi gereken durumlarda önem taşımaktadır. Derin öğrenme modelleri, bu videolardan anlamlı hareketlerin ve eylemlerin tespit edilmesinde önemli rol oynamaktadırlar. Örneğin, bir videoda belirli bir eylemin ne zaman gerçekleştiğini otomatik olarak tespit etmek için zaman aralığı önerileri ve eylem sınıflandırma yöntemleri geliştirilmiştir [32].

Derin Öğrenme Tabanlı Nesne Algılama

Derin öğrenme tabanlı nesne algılama, bilgisayarlı görü teknolojileri içinde özellikle insan tespiti bağlamında çığır açıcı yenilikler getirmiştir. Bu yöntemler, görüntü içerisindeki insanların konumlarını ve varlıklarını belirlemek için karmaşık model yapılarından ve büyük veri setlerinden yararlanmaktadırlar. Özellikle, Fast R-CNN [37] ve Faster R-CNN [38] gibi modeller, nesne algılama süreçlerinde yeni bir yaklaşım yaratmışlardır. Fast R-CNN, bölge önerilerini kullanarak nesnelerin saptanmasını sağlarken, işlemci gücü ve zaman açısından verimliliği önemli ölçüde artırmıştır. Buna ek olarak, Faster R-CNN modeli, bölge önerisi ağları (RPN) kullanarak nesne algılama hızını daha da ileriye taşımıştır. RPN, nesne adaylarını hızlı bir şekilde önermek için tamamen evrişimli bir ağ yapısından yararlanır ve bu öneriler daha sonra nesnelerin sınıflandırılması ve konumlarının belirlenmesi için kullanılır. Bu gelişmeler sayesinde, nesne algılama modelleri daha hızlı ve doğru sonuçlar üretebilmekte, bu da gerçek zamanlı uygulamalar için büyük önem taşımaktadır. Ayrıca, derin öğrenme tabanlı nesne algılama yöntemleri, çeşitli ölçeklerde ve farklı görüş açılarından alınan görüntülerdeki insanları tespit edebilme yeteneği sayesinde, güvenlik ve gözetleme sistemlerinden sağlık izleme uygulamalarına kadar geniş bir kullanım alanına sahip olmuşlardır [33].

Kişi Yeniden Tanımlama (Re-ID)

Kişi Yeniden Tanımlama, farklı zamanlarda ve mekanlarda çekilmiş görüntülerde veya videolarda aynı kişinin tespit edilmesi ve tanımlanması işlemidir. Bu süreç, genellikle güvenlik ve gözetleme sistemlerinde, alışveriş merkezleri, havaalanları gibi kalabalık ortamlarda ve sosyal medya analizlerinde kritik bir öneme sahiptir. Derin öğrenme tabanlı Re-ID yöntemleri, kişinin giyim tarzı, yürüyüş biçimi, vücut yapısı gibi özelliklerini analiz ederek, farklı kameralar tarafından çekilen görüntüler arasında eşleştirme yapabilmektedir. Bu süreçte, derin sinir ağlarından elde edilen zengin özellik vektörleri kullanılarak, kişilerin benzersiz tanımlayıcıları (descriptors) oluşturulmaktadır. Gelişmiş derin öğrenme modelleri, karmaşık arka planlar ve değişken aydınlatma koşulları gibi zorlukların üstesinden gelebilmekle beraber aynı zamanda kişinin farklı açılardan ve farklı pozlardan alınmış görüntülerini de doğru bir şekilde eşleştirebilmektedir. Son yıllarda yapılan araştırmalar, derin metrik öğrenme, yerel özellik öğrenimi, üretici karşıt ağlar ve dizi özellik öğrenimi gibi yöntemlerle Re-ID performansını artırmayı hedeflemektedir [35]. Bu yöntemler, modellerin hem uzamsal hem de zamansal ipuçlarını kullanarak daha doğru eşleştirmeler yapmasına olanak tanımaktadır. Ancak, çeşitli kıyafet değişiklikleri, aksesuarlar veya kamera açısı değişiklikleri gibi faktörler modeller için halen daha ciddi bir tespit zorlukları arasında yer almaktadır. Bu nedenle, Re-ID sistemlerinin geliştirilmesi sürekli bir araştırma konusu olmaya devam etmektedir ve bu alandaki ilerlemeler, güvenlik ve kişisel tanımlama sistemlerinin etkinliğini önemli ölçüde artırmaktadır.

Derin öğrenme tabanlı insan tespit yöntemleri, teknolojinin ilerlemesiyle birlikte daha da gelişmeye devam edecekler. Bu yöntemlerin, insan-makine etkileşiminden güvenliğe kadar geniş bir yelpazede uygulamalara olanak tanıyacak potansiyeli sahip oldukları, güncel olarak incelenen literatürden anlaşılmaktadır. Geliştirilen modellerin performansı, veri kalitesi ve çeşitliliği ile doğrudan ilişkili olduğundan, bu tarz yöntemlerin aslında veri ile beslendiği ve verinin öneminin ne kadar büyük olduğu bir kez daha vurgulanmaktadır. Bu nedenle, çeşitli senaryolarda yüksek doğruluk oranları elde etmek için kapsamlı veri setleri üzerinde eğitim yapmak büyük önem taşımaktadır.

2.2.2. Makine Öğrenmesi Tabanlı Yöntemler

Makine öğrenmesi tabanlı sistemler, bilgisayarlı görü alanında derin öğrenme yöntemlerinin yükselişinden önce yaygın olarak kullanılmıştır. Bu sistemler, önceden tanımlanmış özellikler (feature) üzerinden eğitilmekte ve bu özelliklerin sınıflandırma veya regresyon analizleri kullanılarak yorumlanmasına dayanmaktadır. Destek Vektör Makineleri (SVM) [39], Karar Ağaçları (Decision Trees) [40] ve Rastgele Ormanlar (Random Forest) [41] gibi algoritmalar, görüntüden elde edilen özellik vektörlerini kullanarak insan varlığını tespit etmek için uygulanabilmektedir. Makine öğrenmesi tabanlı sistemlerin avantajları arasında, algoritmaların anlaşılabilirliği ve hesaplama açısından görece daha az yoğun olmaları yer almaktadır. Ancak, bu sistemlerin başarısı, özellik çıkarımı sürecinin doğruluğuna ve kapsamlılığına büyük ölçüde bağlı olmalarıdır.

Özellik çıkarımı, makine öğrenmesi tabanlı sistemlerin temelini oluşturmaktadır. Geleneksel yöntemlerde, doku özellikleri, kenar bilgileri veya renk histogramları gibi el ile çıkarılan özellikler kullanılır. Örneğin, HOG (Histogram of Oriented Gradients) [42] algoritması, insan formunun şekli ve yapısını tanımlamak için görüntülerden kenar yönelimlerinin histogramlarını çıkartmaktadır. Bu tür elle çıkarılan özellikler, eğitim veri setindeki varyasyonları yansıtabilmek ve modele insan formunun genel bir temsilini sunabilmek için dikkatle seçilmelidir. Elle çıkarılan özelliklere dayalı makine öğrenmesi modelleri, belirli koşullar altında etkileyici sonuçlar sunabilir, ancak modelin genelleştirme kabiliyeti, kullanılan özellik setinin çeşitliliğine ve temsil gücüne bağlı kalmaktadır.

Makine öğrenmesi tabanlı sistemlerin eğitimi ve uygulanması, uygun bir özellik setinin seçilmesinin yanı sıra, modelin doğru bir şekilde eğitilmesini de gerektirmektedir. Eğitim sürecinde, modelin aşırı uyum (overfitting) eğilimi ve genelleme yeteneği önemli faktörlerdir. Aşırı uyum, modelin eğitim verilerine aşırı derecede uyum sağlaması ve daha önce görmediği veriler üzerinde kötü performans göstermesi durumudur. Bu sorunu önlemek için çapraz doğrulama, düzenlileştirme teknikleri ve uygun model seçimi gibi yöntemler kullanılabilmektedir. Ayrıca, makine öğrenmesi tabanlı sistemlerin performansını artırmak için hiperparametre optimizasyonu ve model seçimi süreçlerine de dikkat edilmelidir.

İnsan tespiti konusunda, Makine Öğrenmesi yaklaşımları arasında öne çıkan Destek Vektör Makineleri ve Karar Ağaçlarının birleşimini kullanan çalışmalar önemli başarılar elde etmişlerdir. Mulay, Devale ve Garje [43] tarafından gerçekleştirilen çalışma, bu iki yöntemin entegrasyonunun çok sınıflı sınıflandırma problemlerini çözmede etkili bir yöntem olduğunu ortaya koymaktadır. Bu yaklaşım, veri setini kökten yaprağa kadar iki alt kümeye ayırarak, her alt kümenin yalnızca bir sınıfı içerecek şekilde bölünmesini sağlamaktadır. Karar ağacının ikili yapısı, sınıflandırma performansı üzerinde büyük bir etkiye sahip olup, eğitim ve test sürelerini azaltarak sistemin verimliliğini artırmaktadır. Bu, özellikle zaman kritik uygulamalar için önemli avantajlar sunmakta ve SVM'nin güçlü sınıflandırma kapasitesini, Karar Ağaçlarının model yapılandırma esnekliği ile birleştirmektedir.

Rastgele Ormanlar kullanılarak geliştirilen insan tespit sistemleri, karmaşık arka planlarda insanları tespit etme konusunda önemli gelişmelere imza atmıştır. Hoang ve diğerleri [44] tarafından yürütülen çalışmada, dinamik kamera görüntülerinde insan tespiti için yerel özellik tanımlayıcılarına dayalı bir Rastgele Orman çerçevesi sunulmuştur. Bu çalışma, çok ölçekli Yönlendirilmiş Gradyan Histogramları (HOG) kullanarak geniş bir özellik alanı oluşturulmuş ve bu sayede yüksek ayrım özellikleri elde edilmiştir. Rastgele Orman tabanlı yaklaşım, optimizasyon seti parametrelerini kullanarak ikili karar verme üzerine kuruludur. Bu sistem, sınıflandırma hızını artırırken aynı zamanda hesaplama maliyetlerini düşürmeyi başarmıştır. Yerel özellik tanımlayıcılarının ve Rastgele Ormanların entegrasyonu, çeşitli arka planlarda insan tespitinde yüksek doğruluk oranlarına ulaşılmasını sağlamıştır.

Bir diğer önemli çalışma, Sahbi ve Geman [45] tarafından yürütülmüş olup, Destek Vektör Makineleri (SVMs) kullanılarak desen tespitine dayalı bir hiyerarşik yapı sunmaktadır. Bu çalışma, desenleri (hipotezleri) giderek daha ince alt kümelerine ayıran bir ağaç yapılandırılmış ağ üzerine kurulmuştur. Her hücrede bir SVM ile ilişkilendirilen bu hiyerarşi, kökten bir yaprağa kadar pozitif yanıtların her bir zinciri bir tespiti oluşturmaktadır. Araştırma, ağın genel hatası ve hesaplama arasında bir denge kurmayı amaçlamaktadır. Yazarların çalışması, özellikle yüz tespitinde ve karışık sahnelerde insan tespitinde, tek bir poz spesifik SVM'nin birçok kez uygulanmasından daha hızlı ve daha doğru olduğunu göstermiştir. Bu hiyerarşik yapı, arka plan bölgelerinin çok hızlı bir şekilde işlenmesini sağlarken, serbest ağın ayrım gücünü korumaktadır.

Sonuç olarak, makine öğrenmesi tabanlı sistemler, insan tespiti gibi görevlerde kullanılabilirken, bu yöntemlerin etkinliği seçilen özelliklerin kalitesine ve modelin eğitim sürecine bağlıdır. Derin öğrenme modellerinin popülerliği artsa da makine öğrenmesi tabanlı sistemler, özellikle hesaplama kaynaklarının sınırlı olduğu durumlarda ve belirli uygulama senaryolarında değerli alternatifler sunmaya devam etmektedir. Bu sistemlerin başarısı, özellik seçimi, model tasarımı ve eğitim stratejilerinin dikkatli bir şekilde planlanmasına bağlıdır.

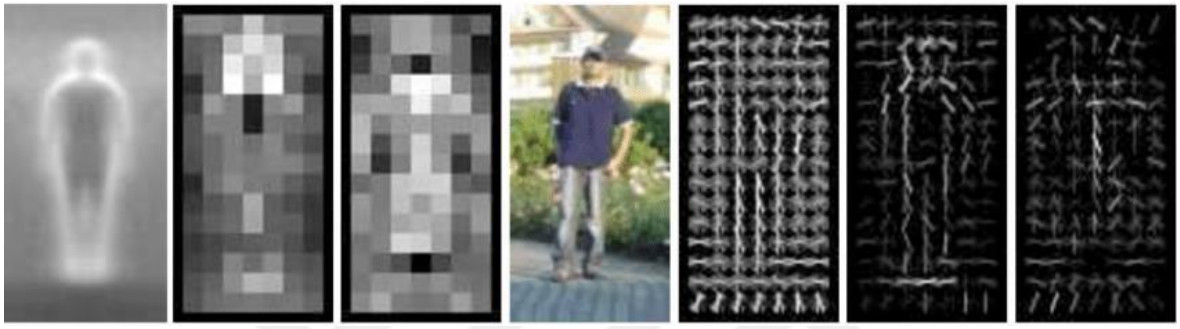
2.2.3. Piksel Tabanlı Yöntemler

Piksel tabanlı yöntemler, görüntü işleme ve bilgisayarlı görü alanında, özellikle de insan tespiti gibi uygulamalar için temel bir yaklaşım sunmaktadır. Bu yöntemler, görüntülerdeki her bir pikselin yoğunluğu, renk bilgisi ve diğer özelliklerini doğrudan kullanarak analiz yapmaktadırlar. Piksel tabanlı işleme, arka plan çıkarma ve gölge tespiti gibi işlemleri içermekte ve hareket eden insanların veya diğer nesnelerin statik bir arka plandan ayrıştırılmasını sağlamaktadır. Arka plan çıkarma yöntemleri, genellikle bir arka plan modeli oluşturularak, bu modele uymayan pikselleri ön plan nesnesi olarak kabul etmektedir. Bu süreç, statik kamera görüntülerinde etkili olmakla birlikte, drone kameralarından elde edilen dinamik görüntülerde de özellikle drone'un hareketi sırasında ortaya çıkan arka plan değişikliklerini yönetmek için gelişmiş algoritmalar gerektirmektedir.

Piksel tabanlı yöntemlerin önemli bir uygulaması, gölge tespitidir. Gölge tespiti, özellikle kapalı ortamlarda, aydınlatma değişikliklerinden kaynaklanan gölgelerin nesneleri yanlışlıkla maskelemesini önlemek için kritik öneme sahiptir. Gölge ve nesne pikselleri arasındaki ayırt edici özellikler, bu yöntemlerin temelini oluşturmaktadır. Renk, yoğunluk ve doku bilgilerinin yanı sıra, gölge alanlarının belirlenmesi için aydınlatma modellerinden de yararlanılır. Etkili bir gölge tespiti, insan tespiti doğruluğunu önemli ölçüde artırabilmektedir çünkü gölgelerin nesne olarak yanlış sınıflandırılmasının önüne geçilmektedir. Ancak, farklı aydınlatma koşullarında ve çeşitli yüzey tipleri üzerindeki gölgelerin doğru bir şekilde tespiti, zorlu bir görev olmakla birlikte hassas bir ayar da gerektirebilmektedir.

Piksel tabanlı yöntemlerin bir diğer avantajı, gerçek zamanlı işleme kapasiteleridir. Bu yöntemler, genellikle düşük hesaplama maliyeti gerektirmekte ve onları drone gibi sınırlı

işlem gücüne sahip platformlarda kullanım için uygun hale getirebilmektedir. Gerçek zamanlı uygulamalarda, piksel tabanlı yöntemler, hızlı bir şekilde insan hareketlerini tespit edebilir ve bu bilgileri drone'un navigasyon sistemiyle entegre ederek, insanların bulunduğu alanlarda etkili bir şekilde manevra yapmasını sağlayabilmektedir. Bununla birlikte, piksel tabanlı işlemenin etkinliği, görüntü kalitesi ve çevresel faktörlere bağlıdır. Örneğin, yüksek gürültü seviyeleri, düşük çözünürlük veya hızlı hareket eden nesneler, piksel tabanlı tespit yöntemlerinin performansını da olumsuz etkileyebilmektedir.



Şekil 2.5. Piksel tabanlı insan tespiti aşamaları [46]

Sonuç olarak, piksel tabanlı yöntemler özellikle hız gerektiren sabit ortamlı görüntüler üzerinden veya sahneler üzerinden insan tespiti uygulamalarında önemli bir yere sahiplerdir. Arka plan çıkarma ve hareket algılama gibi teknikler, basit ve etkili çözümler sunarken, bu yöntemlerin doğruluğunu ve güvenilirliğini artırmak için çeşitli zorlukların üstesinden gelinmesi gerekmektedir. Gelişmiş istatistiksel modeller, derin öğrenme yaklaşımları ve karmaşık sahne değişikliklerini yönetebilen algoritmalar, piksel tabanlı yöntemlerin etkinliğini artırarak, daha doğru ve güvenilir insan tespiti sağlayabilmektedirler. Bu alandaki araştırmalar, özellikle gerçek zamanlı uygulamalar ve dinamik ortamlar için piksel tabanlı yöntemlerin potansiyelini daha da geliştirmeye devam etmektedir. İlerleyen paragraflarda piksel tabanlı yöntemlerin literatürdeki önemli çalışmalarına yer verilmiştir.

Cheng ve diğerleri [47] tarafından yapılan bir çalışma, derinlik görüntüleri kullanılarak gerçek zamanlı insan tespiti için özel olarak tasarlanmış bir yöntemi ele almaktadır. Bu yöntem, karışık ve dinamik ortamlarda dayanıklı (robust) bir şekilde çalışabilme kapasitesine sahiptir ve iki aşamalı bir yaklaşım sunmaktadır. İlk olarak, süper-piksel tabanlı segmentasyon ve birleştirme yaklaşımı ile muhtemel aday pozisyonları belirlenmektedir. Ardından, insan üst bedeninin 3D geometrik özelliklerini ve derinlik farkı bilgisini kodlayan

bir tanımlayıcı kullanılarak, derin rastgele karar ormanı sınıflandırıcısı ile adaylar rafine edilir. Bu yaklaşım ile literatüre açık üç veri seti üzerinde yüksek doğruluk ve hız sağladığı belirtilmektedir.

Utsumi ve Tetsutani [48], insanların görüntülerdeki tespiti için geometrik piksel değer yapılarına dayalı istatistiksel bir yöntem önermektedir. Bu çalışma, insan figürlerinin ortak geometrik yapılarını kullanarak insanları tespit etmeye yöneliktir. İnsan figürleri, farklı kıyafetlere sahip olmaları nedeniyle piksel değerleri (renk, parlaklık) kişiden kişiye önemli ölçüde farklılık gösterebilmektedir. Bu durum için nesnelerin başarılı bir şekilde tanınması için piksel-değer mesafeleri olarak gözlemlenen geometrik yapılar esas alınmıştır. Bu çalışma, nesnelerin görünüşlerini geometrik yapılar temelinde tanımlamayı ve tespiti önermektedir.

Montabone ve Soto [49] tarafından sunulan çalışma, hareketli kameralarla çalışabilen ve insan vücudunun kısmi veya tam görünümü altında farklı pozlarda insanları tespit edebilen yeni bir bilgisayar görüş algoritması geliştirilmesine odaklanmıştır. Özellikle, görsel dikkat mekanizmasından türetilen yeni özellikler üzerine kurulu bir özellik çıkarma adımı sunmaktadırlar. Bu yaklaşım, yüz dedektörlerine dayalı insan tespit teknikleri ve farklı görsel özelliklere dayalı tam insan vücudu tespiti teknikleri için mevcut durumun ötesine geçen performans sergilemektedir.

2.2.4. Derinlik Tabanlı Yöntemler

Derinlik tabanlı yöntemler, drone ile insan tespiti alanında, iki boyutlu görüntü işlemenin getirdiği sınırlılıkların ötesine geçebilen önemli teknikler sunmaktadırlar. Bu yöntemler, üç boyutlu uzaydaki nesnelerin ve özellikle insanların derinlik bilgisini kullanarak tespit ve takip işlemlerini gerçekleştirmektedir. Derinlik kameraları, stereo görüş sistemleri ve LiDAR gibi teknolojiler, bir sahnenin üç boyutlu yapısını elde etmekte kullanılmaktadır. Bu sensörler tarafından sağlanan derinlik bilgisi, nesneler arasındaki mesafeyi ve sahne içindeki konumlarını anlamada kritik öneme sahiptir. Özellikle derinlik kameraları, insan tespiti gibi görevlerde yaygın olarak kullanılmakta olup, insan vücudunun üç boyutlu modelini oluşturarak, çeşitli pozlar ve hareketler altında bile tespit işlemlerinin doğruluğunu artırmaktadır.

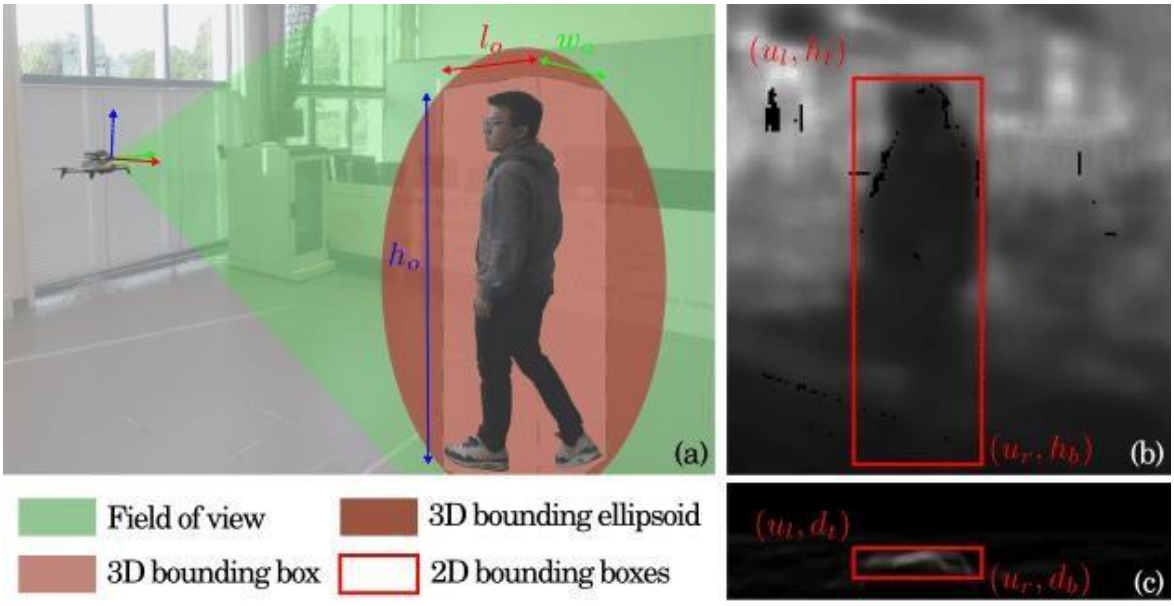
Derinlik tabanlı yöntemlerin uygulanmasında, 3D nokta bulutlarından yararlanılarak nesnelerin ve insanların derinlik profilleri elde edilmektedir. Bu profiller, özellikle karmaşık kapalı ortamlarda, nesnelerin ve insanların birbirinden ve arka plandan ayrıştırılmasında etkili bir yol sunmaktadır. Nokta bulutları (point cloud) üzerinde gerçekleştirilen işlemler, nesnelerin geometrik özelliklerini ve mekansal ilişkilerini detaylı bir şekilde analiz etmeyi mümkün kılmaktadır. Bu analizler, insan formunun tanımlanması ve tespit edilmesi için özel algoritmaların geliştirilmesine imkan sağlamaktadır. Derinlik tabanlı yöntemler, sahnede bulunan insanların boyutlarını, şekillerini ve mekansal konumlarını dikkate alarak, iki boyutlu görüntü tabanlı yöntemlerin aksine, daha doğru sonuçlar sağlayabilmektedir. Ancak, bu yöntemlerin başarısı, kullanılan derinlik sensörlerinin çözünürlüğüne ve elde edilen derinlik verisinin kalitesine bağlıdır.

Derinlik tabanlı yöntemlerin kapalı ortamlarda drone ile insan tespiti uygulamalarında karşılaştığı zorluklardan birisi çevresel faktörlerin derinlik ölçümleri üzerindeki etkisidir. Örneğin, yansıma yapabilen yüzeyler veya doğrudan sensöre ışık yansıtan nesneler, derinlik verisinin doğruluğunu etkileyebilmektedir. Ayrıca, derinlik sensörlerinin çalışma mesafesi ve açısı gibi teknik özellikler, tespit işlemlerinin kapsamını ve etkinliğini sınırlayabilir. Bu zorlukların üstesinden gelmek için, sensör füzyonu teknikleri ve gelişmiş veri işleme algoritmaları kullanılarak, farklı sensörlerden elde edilen verilerin birleştirilmesi ve optimize edilmesi gerekmektedir. Sensör füzyonu, derinlik bilgisinin yanı sıra, görsel ve termal görüntüler gibi ek veri kaynaklarını da dikkate alarak, insan tespiti işlemlerinin güvenilirliğini ve doğruluğunu artıran yaklaşımlardan en önemlilerindendir.

Özetle, derinlik tabanlı yöntemler, kapalı ortamlarda drone ile insan tespiti için güçlü ve etkili çözümler sunmaktadır. Bu yöntemler, üç boyutlu derinlik bilgisini kullanarak, sahnede bulunan insanları daha doğru ve güvenilir bir şekilde tespit edebilmektedir. Ancak, derinlik tabanlı yöntemlerin başarılı uygulanabilmesi için, sensörlerin teknik özelliklerine, elde edilen verinin kalitesine ve çevresel faktörlere dikkat edilmesi gerekmektedir. Bu alandaki devam eden araştırmalar, derinlik tabanlı yöntemlerin potansiyelini daha da geliştirmeyi ve kapalı ortamlarda insan tespiti gibi kritik uygulamalarda kullanımını genişletmeyi amaçlamaktadır. Dezavantajları arasında ise derinlik kameralarının maliyeti, sınırlı çalışma mesafesi ve güç tüketimleri drone uygulamaları için kısıtlayıcı bir etmen olarak değerlendirebilir. İlerleyen paragraflarda ilgili yöntemlerin literatürdeki önemli çalışmalarına yer verilmiştir.

Liu ve diğerleri [50], renk-derinlik kameraları kullanarak insan tespiti için son derece hızlı bir yöntem önermektedir. Bu yöntem, fiziksel olarak mümkün olan ancak aşırı belirlenmiş adayları hızlı bir şekilde azaltarak arama alanını daraltmayı amaçlamaktadır. İlk aşamada derinlik verilerinden faydalanılarak geniş bir aday seti üretilmektedir. Bu adaylar, daha sonra derinlik ve renk verilerinin birleşiminden yararlanan bir bilgi tabanlı insan üst kısmı bulucu ve veriye dayalı öğrenme tabanlı bir filtreden geçirilir. Önerilen kademeli yapı, karmaşık ve dinamik ortamlarda hem renk hem de derinlik verilerini sorunsuz bir şekilde birleştirmektedir. Deneysel sonuçlar, önerilen metodun yüksek tespit doğruluğuna ulaştığını ve tek bir CPU çekirdeğinde (GPU hızlandırması olmadan) saniyede 80-140 kare ile gerçek zamanlı performans sergilediğini belirtmektedir.

Zhu ve diğerleri [51], derinlik ve görüş bilgilerinin birleşimini temel alan bir insan tespit yöntemi sunmaktadır. Geleneksel renkli görüntü tabanlı yöntemlerin aksine, bu yaklaşım insanı tespit etmekle kalmayıp, derinlik görüntüsünden tüm vücut piksellerini de çıkarmaktadır. Derinlik özelliği, aydınlatma değişikliklerine, arka plan karmaşasına karşı dayanıklı ve insan poz varyasyonlarına karşı stabil olmasıyla geleneksel yöntemlere göre büyük avantajlar sunmaktadır. Bu sistem, karmaşık gerçek dünya veri setleri üzerinde oldukça iyi bir performans sergilendiği belirtilmektedir.



Şekil 2.6. Derinlik tabanlı insan tespiti yöntemi [52]

Khan ve diğerleri [53], derinlik görüntülerinde birden fazla insanın tespiti için yeni bir teknik önermektedir. Mevcut yöntemler tek bir insan nesnesinin tespitinde ve hareketlerinin takibinde iyi performans gösterirken, sahnedeki nesneler tarafından kısmen örtüldüğünde veya birden fazla insan bulunduğunda performansları düşmektedir. Bu çalışma, birden fazla insanı tespit etmek için derinlik görüntüsündeki kenarları analiz eden yeni bir teknik geliştirmiştir. Bu teknik, hızlı bir şablon eşleştirme algoritması ile insan başını tespit eder ve 3D model uyum teknikleri ile doğrulamaktadır. Tüm insan vücudu, birkaç morfolojik operatör içeren basit bir segmentasyon düzeni kullanılarak görüntüden çıkarılmaktadır. Bu yöntem, üç büyük insan tespit veri seti üzerindeki deneysel sonuçlar ve mevcut durumdaki yöntemle karşılaştırıldığında %94,53 tespit oranı ile başarılı bir performans sergilediğini belirtmektedir.

Bu araştırmalar, derinlik tabanlı yöntemlerin insan tespiti alanındaki potansiyelini ve çeşitliliğini vurgulamakta, özellikle değişken ortamlarda ve farklı insan konfigürasyonları üzerinde etkili tespit yöntemleri geliştirilmesine olanak tanımaktadır. Geliştirilen yöntemler, bu alandaki teknolojik ilerlemelerin ve metodolojik yaklaşımların önemli bir aşaması olarak değerlendirilmektedir.

2.2.5. Hareket Tabanlı Yöntemler

Hareket tabanlı yöntemler, bilgisayarlı görü ve görüntü işleme alanında, özellikle dinamik ortamlarda insan tespiti ve takibi için kullanılan etkili teknikler arasında yer almaktadır. Bu yöntemler, görüntü dizileri üzerinden elde edilen zaman serisi verilerini analiz ederek, hareketin varlığını ve karakteristiklerini tespit etmeye dayanmaktadır. Optik akış ve arka plan çıkarma gibi temel hareket algılama teknikleri, hareket eden nesnelerin ve insanların, kapalı ortamlarda veya karmaşık sahnelerde tespit edilmesi için kullanılır. Hareket tabanlı yöntemlerin temel avantajı, gerçek zamanlı uygulamalarda hızlı ve etkili sonuçlar sunabilmesidir. Ancak, bu yöntemlerin doğruluğu, çevresel koşullar, kamera hareketleri ve görüntü kalitesi gibi faktörlere bağlı olarak değişkenlik göstermektedir.

Optik akış, bir görüntü dizisi içerisindeki her bir pikselin zaman içindeki hareketini tahmin eden bir yöntemdir. Bu teknik, iki ardışık görüntü arasındaki yoğunluk değişimlerini analiz ederek, her bir piksel için hareket vektörleri hesaplamaktadır. Optik akış, özellikle sürekli hareketin izlendiği sahnelerde, hareketli nesnelerin yönünü ve hızını belirlemek için

kullanılmaktadır. İnsan tespiti ve takibinde optik akış yöntemi, hareket eden insanların dinamik özelliklerini çıkararak, onları statik nesnelerden veya arka plandan ayırt etmekte kullanılabilmektedir. Optik akış tabanlı yaklaşımların başarısı, algoritmanın hassasiyetine ve hareketin karmaşıklığına bağlıdır. Farklı optik akış yöntemleri, farklı hesaplama karmaşıklıkları ve doğruluk seviyeleri sunmakla birlikte uygulamanın gereksinimlerine uygun bir yöntemin seçilmesi önemlidir.

Hareket tabanlı bir diğer önemli yaklaşım ise arka plan çıkarma ile birleştirilen hareket algılamasıdır. Bu yöntem, arka planın bir modelini oluşturur ve her yeni karedeki değişiklikleri bu modele göre değerlendirmektedir. Arka plan modelinden önemli ölçüde sapma gösteren bölgeler, hareketli nesneler olarak kabul edilmektedir. Hareket tabanlı arka plan çıkarımı, özellikle kapalı ortamlarda, sabit bir kamera perspektifiyle gerçekleştirilen insan tespiti için uygun yöntemlerden birisidir. Ancak, dinamik arka planlara, değişken aydınlatma koşullarına ve gölge oluşumlarına duyarlı olabilmektedir. Bu tür zorlukların üstesinden gelmek için, adaptif arka plan modelleri ve gelişmiş hareket algılama algoritmaları geliştirilmiştir. Bu algoritmalar, sahnenin dinamik değişikliklerine uyum sağlayabilir ve yanlış pozitif tespitlerin minimize edilmesine yardımcı olmaktadır.

Sonuç olarak, hareket tabanlı yöntemler, kapalı ortamlarda drone ile insan tespiti gibi özel uygulamalarda kullanılabilmektedir. Bu yöntemler, hareketin varlığını ve özelliklerini tespit ederek, gerçek zamanlı ve etkili çözümler sunabilmektedir. Ancak, hareket tabanlı yöntemlerin etkin kullanımı, sahnenin özelliklerine, kamera hareketlerine ve çevresel koşullara uygun olarak özenle seçilmiş algoritmaları gerektirmektedir. Gelişmiş hareket algılama teknikleri ve adaptif modelleme yaklaşımları, bu alanda karşılaşılan zorlukların üstesinden gelmede kritik öneme sahiptir. Bu yöntemlerin devam eden gelişimi, kapalı ortamlardaki insan tespiti ve takibi gibi kritik uygulamalarda daha doğru ve güvenilir sonuçlar elde edilmesine olanak tanıyabilmektedir. Ancak, çok hareketli ortamlarda veya minimal hareketin olduğu durumlarda yanıltıcı sonuçlar da verebilmektedirler. Bu kapsamda hareketli drone platformlarında kullanmak için özel senaryolardaki performansını iyi bir değerlendirme sürecinden geçirmek gerekmektedir. İlerleyen paragraflarda ilgili yöntemlerin literatürdeki önemli çalışmalarına yer verilmiştir.

Wang, Hu ve Tan [54] tarafından yapılan geniş kapsamlı bir araştırmada, insan hareketinin bilgisayarlı görü tabanlı analizinin önemli araştırma konularından biri olduğu belirtilmiştir.

İnsan tespiti, takibi ve faaliyetlerinin anlaşılması, insan davranışlarının genel olarak anlaşılmasından hareket ederek, görüntü dizilerinde insanları tespit etmeyi, takip etmeyi ve tanımaya yönelik çeşitli yöntemler sunmaktadır. Çalışma, insan tespiti, takip ve faaliyet anlama olmak üzere üç ana konu üzerine odaklanmakta ve bu konularla ilgili çeşitli metodolojileri tartışmaktadır. Araştırmada, alanın mevcut durumu incelenmekte ve gelecek araştırma yönleri üzerinde durulmaktadır.

Tang ve Goto [55], hareket eden ve duran insanların video görüntülerinden tespit edilmesi için bir yaklaşım önermektedir. İnsan tespiti, insanın, kameranın ve arka planın hareketi nedeniyle zor bir problem olmaktadır. Hareketli insanları tespit etmek için ardışık iki çerçeve arasında yoğun optik akış hesaplanmakta ve insanın hareketini temsil etmektedir. Optik akış alanından çıkarılan hareket tabanlı özellik, insan vücudunun sınırlarından kaynaklanan global hareketi ve uzuvlardan kaynaklanan yerel hareketi içermektedir. Hareket tabanlı özellik, duran insanları tespit etmek için tasarlanmış şablon özelliğinin histogramı ile birleştirilerek, tespit için son özellik olarak kullanılmaktadır. CAS veri seti üzerinde yapılan deney, bu özelliğin diğer hareket tabanlı özelliklerden daha ayırt edici bir yeteneğe sahip olduğunu göstermektedir.

Manchanda ve Sharma [56], bilgisayarlı görü tabanlı hareket tespitinin, akıllı video gözetimi, trafik izleme, olay tespiti, insan takibi ve davranış analizi gibi birçok alanda uygulamalara sahip olduğunu belirtmektedir. Arka plan çıkarma, çerçeve farkı, zamansal fark ve optik akış tahmini temelli hareket analizi gibi dört temel yaklaşım tartışılmakta ve bu yaklaşımların kullanılabilirliği ve hesaplama süresi açısından analiz edilmektedir. Bu çalışma, hareket tespiti konusundaki çeşitli geleneksel yaklaşımların kapsamlı bir anlayışını sağlamayı amaçlamakta ve bu alandaki mevcut araştırma senaryosunu sunmaktadır.

İlgili araştırmalar, hareket tabanlı yöntemlerin insan tespiti konusundaki çeşitliliğini ve potansiyelini vurgulamakta, özellikle dinamik ortamlarda ve farklı insan hareketleri üzerinde etkili tespit yöntemleri geliştirilmesine öncü yöntemler olarak ön plana çıkmaktadır. İlgili çalışmalar değerlendirildiğinde kullanılan yöntemler tamamen sabit görüntü kaynakları üzerinden yapıldığı anlaşılmaktadır. Drone gibi hareketli platformlarda önerilen sistemlerin performansı ve başarım oranları geliştirilen algoritmalar için uygun olmadığı çıkarımı yapılabilmektedir. Hareketli platformlar üzerinden hareketli nesnelerin hareketleri ile nesne

tespiti yapabilmek ek sensörler ve sistemlerden gelen verilerin füzyonu ile yapılabileceği değerlendirilmektedir.

2.2.6. Sonuç ve Kıyaslama

Kapalı alanlarda drone ile insan tespiti, çeşitli zorlukları ve gereksinimleri beraberinde getirmektedir. Drone üzerinde çalışacak bir sistem için sınırlı hesaplama kaynakları, enerji tüketimi ve gerçek zamanlı işleme ihtiyacı gibi faktörler göz önünde bulundurulmalıdır. Bu bağlamda, derin öğrenme tabanlı yöntemler, makine öğrenmesi tabanlı yöntemler, piksel tabanlı yöntemler, derinlik tabanlı yöntemler ve hareket tabanlı yöntemlerin her birinin avantajları ve sınırlılıkları, kapalı alanlarda drone ile insan tespiti uygulamaları için kritik öneme sahiptir.

Derin öğrenme tabanlı sistemler, genellikle yüksek doğruluk oranları ve karmaşık sahnelerdeki insanları başarıyla tespit edebilme yetenekleri ile öne çıkar. Bu sistemler, özellikle Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN) ve YOLO (You Only Look Once) gibi modeller kullanılarak, büyük veri setlerinden özellik öğrenme ve genelleme kabiliyetleri sayesinde, değişken aydınlatma koşulları ve çeşitli insan pozlarına uyum sağlayabilmektedirler. Ancak, derin öğrenme modellerinin eğitimi ve çalıştırılması, önemli hesaplama kaynakları gerektirmektedir. Drone sistemlerinde sınırlı hesaplama kapasitesi göz önüne alındığında, model hafifletme (model compression) teknikleri ve verimli ağ mimarileri, bu sistemlerin drone üzerinde etkili bir şekilde çalışabilmesi için kritik yöntemlerdir.

Öte yandan, makine öğrenmesi tabanlı sistemler ve piksel tabanlı yöntemler, genellikle daha az hesaplama kaynağı gerektiren alternatifler sunmaktadır. Makine öğrenmesi tabanlı sistemler, önceden tanımlanmış özellikler üzerinden eğitilmekte ve bu özellikleri kullanarak insan tespiti yapmaktadır. Piksel tabanlı yöntemler ise, görüntünün her bir pikselini analiz ederek, insan varlığını belirlemeye çalışmaktadır. Her iki yöntem de özellikle basit sahnelerde ve belirgin arka plan-ön plan ayrımının olduğu durumlarda etkili olabilmektedir. Ancak, karmaşık kapalı ortamlarda, insanların arka plandan ayrıştırılması ve çeşitli pozlarda tespit edilmesi konusunda, derin öğrenme tabanlı sistemlere kıyasla daha az başarılı olabilmektedirler.

Derinlik tabanlı ve hareket tabanlı yöntemler, üç boyutlu uzay bilgisi ve zaman serisi verilerini kullanarak, kapalı alanlarda insan tespitinin doğruluğunu artırma potansiyeline sahiptirler. Derinlik tabanlı yöntemler, özellikle nesnelerin üç boyutlu profillerini ve mekansal konumlarını dikkate alarak, insanları diğer nesnelerden ayırt edebilmektedir. Hareket tabanlı yöntemler ise, hareketin varlığını ve karakteristiklerini tespit ederek, hareketli insanları statik arka plandan ayırabilirler. Bununla birlikte, bu yöntemlerin etkinliği, kullanılan sensörlerin kalitesine ve çevresel koşullara bağlı olarak değişkenlik göstermektedir.

Değerlendirme kapsamında kapalı alanlarda drone ile insan tespiti için derin öğrenme tabanlı yöntemler, genel olarak en iyi ve en başarılı sonuçları sunmaktadırlar. Bu sistemler, çeşitli çevresel koşullara ve karmaşık senaryolara adaptasyon yeteneği, yüksek tespit doğruluğu ve genelleştirme gücü ile diğer yöntemlere göre üstün gelmektedir. Drone üzerinde çalışacak sistemler için derin öğrenme tabanlı modellerin optimizasyonu ve donanım iyileştirmeleri, bu modellerin saha uygulamalarında etkin bir şekilde kullanılmasını sağlamak için anahtar faktörlerdir. Bu bağlamda, derin öğrenme, kapalı alanlarda insan tespiti görevlerinde çok büyük bir öneme sahip olup, bu alandaki araştırmaların ve uygulamaların geleceğini şekillendirecek kritik bir role sahip olduğu değerlendirilmektedir.

2.3. Drone ile Gerçek Zamanlı Yapay Zeka Çalışmaları

Bu bölüm, iç mekanlarda drone'larla gerçek zamanlı nesne tespiti alanındaki son teknolojiyi kapsamlı bir şekilde ele almaktadır. Teknolojik ilerlemeler, karşılaşılan zorluklar ve gerçek zamanlı İHA sistemlerinin gelecekteki yönleri incelenmektedir. Son çalışmaları ve gelişmeleri analiz ederek, iç mekan drone'larının gerçek zamanlı nesne tespiti gerçekleştirmek için nasıl donatıldığı, mevcut yetenekleri ve gelecekteki uygulamalar için taşıdıkları potansiyel hakkında kapsamlı bir anlayış sunmayı amaçlamaktadır.

2.3.1. Teknolojik İlerlemeler

Gerçek zamanlı nesne tespiti, özellikle İHA teknolojisi ile birleştiğinde, etkileyici bir gelişim göstermektedir. İHA'lar, gelişmiş kameralar, sensörler ve derin öğrenme algoritmaları ile donatılarak, karmaşık iç mekan ortamlarında hızlı ve etkili nesne tespiti yeteneklerini

sergilemektedir. Bu teknolojik ilerlemeler, İHA'ların gerçek zamanlı tespit performansını önemli ölçüde artırmıştır.

Gelişmiş Algılayıcılar ve Kameralar

Yüksek çözünürlüklü kameraların yanı sıra, yakın kızılötesi (NIR) [57] spektrumundaki ışığı algılayabilen sensörler de İHA sistemlerine entegre edilmeye başlamıştır. Bu sensörler, ışığın görünür dalga boylarının ötesinde nesneleri algılayarak, az ışıklı ortamlarda bile insan tespiti yapabilme kabiliyetini artırmıştır. Ayrıca, zaman-mekan çözünürlüğü yüksek kameralar ve hızlı görüntü işleme algoritmaları sayesinde, İHA'lar hareketli nesneleri, özellikle insanları, gerçek zamanlı olarak takip edebilmektedir.

Derin Öğrenme ve Yapay Zeka İlerlemeleri

Derin öğrenme algoritmaları, büyük ve çeşitlendirilmiş veri setlerinde eğitilerek, İHA'ların insan figürlerini çeşitli pozisyonlar ve hareketlerle tanımasına imkan tanımaktadır. Transfer öğrenme teknikleri, bu algoritmaların farklı ortamlarda ve farklı insan tespit senaryolarında hızlı bir şekilde uyarlanmasını sağlamakta ve böylece İHA sistemlerinin çok yönlü kullanım alanları için uygun hale gelmesine katkıda bulunmaktadır. Gerçek zamanlı nesne tespiti için kullanılan algoritmaların optimize edilmesi, işlem gücü ve enerji tüketimi dengesinin korunması açısından da önemlidir [58].

Algısal Farkındalık ve Otonom Karar Verme Mekanizmaları

İHA sistemlerinin algısal farkındalığını artırıcı yeni sensör füzyon teknikleri, farklı algılayıcı türlerinden gelen verilerin entegre edilmesini ve daha kapsamlı bir çevre analizi yapılmasını sağlamaktadır. Otonom karar verme yetenekleri, yapay zeka destekli navigasyon ve çarpışmadan kaçınma sistemleri ile geliştirilmiş, bu sayede İHA'ların karmaşık iç mekan dinamiklerine uyum sağlaması ve bağımsız görevleri yerine getirmesi mümkün kılınmıştır [59].

2.3.2. Karşılaşılan Zorluklar

Kapalı alanlarda İHA ile insan tespiti uygulamaları, bir dizi zorluğu da beraberinde getirmektedir. Bu zorluklar, teknolojik sınırlamalar, çevresel faktörler ve operasyonel

kısıtlamalar altında incelenebilmektedir. Özellikle iç mekanlarda drone ile nesne tespiti, değişken aydınlatma koşulları, sınırlı uçuş alanları ve engeller gibi bir dizi zorluk içermektedir. Ayrıca, yüksek doğrulukta ve düşük gecikme süreleriyle gerçek zamanlı veri işleme, halen daha önemli bir literatür ve endüstriyel bir araştırma konusu olarak güncelliğini korumaktadır.

Çevresel Değişkenler

İHA'ların iç mekanlarda etkin bir şekilde insan tespiti yapabilmesi için, değişen aydınlatma koşullarına adaptasyon gösterebilen sensör sistemleri gereklidir. Farklı ışık seviyeleri, gölge oyunları ve yansımalar gibi optik zorluklar, algılayıcıların yanıltıcı bilgi toplamasına sebep olabilmektedir. Dahası, düşük ışık koşullarında veya karşılaştığı yüzeylerin yansıtma özellikleri nedeniyle algılama yeteneği düşen ortamlarda, İHA'ların doğru tespitler yapması güçleşmektedir.

Dinamik Engel Algılama ve Manevra Kabiliyeti

İHA'ların karmaşık iç mekan yapılarında, dinamik olarak değişebilen engellere karşı manevra kabiliyetini geliştirmesi gerekmektedir. Hareketli mobilyalar, açılıp kapanan kapılar veya insanlar tarafından değiştirilen oda düzenleri, İHA'ların navigasyon algoritmalarını sürekli olarak test etmektedir. Bu değişimlere uyum sağlayabilen algoritmaların geliştirilmesi ve entegrasyonu, mevcut zorlukların üstesinden gelmede esastır.

Enerji Verimliliği ve İşlem Kapasitesi

Enerji yönetimi, uzun süreli ve bağımsız operasyonlar için kritik bir faktördür. İHA'ların yüksek performanslı algılayıcıları ve işlemcileri, sınırlı batarya ömrüyle uyum içinde çalışmak zorundadırlar. Bu durum, enerji verimliliği yüksek bileşenlerin geliştirilmesini ve enerji tüketimini optimize eden yazılım algoritmalarının kullanımını zorunlu kılmaktadır.

Yüksek Çözünürlüklü Veri İşleme

Gerçek zamanlı veri işleme, özellikle yüksek çözünürlüklü kameralar ve gelişmiş sensörlerle toplanan verilerin analiz edilmesinde, büyük bir işlem kapasitesi gerektirmektedir. Mevcut

donanım ve yazılım platformları, bu yüksek veri hacmiyle başa çıkabilmek için sürekli olarak geliştirilmektedir. Ancak, bu süreçte düşük gecikme süreleriyle, verimli veri işleme yeteneklerini sağlamak mevcut sistemler için zorlayıcı bir durum olmaya devam etmektedir.

Bu zorlukların her biri, İHA teknolojisinin iç mekanlarda insan tespiti için kullanımının genişlemesi ve gelişmesi yönünde önemli engeller teşkil etmektedir. Ancak, bu engeller aynı zamanda literatür ve araştırmacılar için yenilikçi çözümler geliştirmeye yönelik en temel kavramları da oluşturmaktadır. Çünkü kapalı bir ortamda drone uçurmak ve uçan drone üzerinde veri işleyerek gerçek zamanlı nesne tespiti yapabilmek beraberinde bir dizi zorlukları da getirmektedir.

2.3.3. Gelecekteki Yönler

Gerçek zamanlı İHA sistemlerinin geleceği, daha gelişmiş algoritmalar, daha iyi enerji yönetimi ve artan otomasyon seviyeleri yönünde ilerlemektedir. Ayrıca, İHA'ların daha zeki ve bağımsız hareket etmelerine olanak tanıyacak teknolojik gelişmeler, gelecekteki uygulamalar için heyecan verici fırsatlar sunmaktadır. Bu alandaki ilerlemeler, İHA'ların acil durum yanıtları, güvenlik izleme ve iç mekan keşfi gibi daha geniş bir yelpazede uygulanmasına olanak sağlayacaktır.

Enerji Yönetimi ve Otonom Operasyon

Gelecek nesil İHA'lar için enerji yönetimi ve otonom operasyonlar önemli bir gelişim alanıdır. Batarya teknolojilerindeki yenilikler ve enerji toplama yöntemleri, İHA'ların daha uzun süreler boyunca görev yapabilmelerini sağlayabilecektir. Otonom şarj istasyonları, İHA'ların operasyon süresini artırabilecek ve insan müdahalesine olan ihtiyacı minimize edeceği ön görülmektedir [60,61].

Gelişmiş Yapay Zeka Modelleri

Yapay zeka ve makine öğrenimi algoritmalarında yaşanacak gelişmeler, İHA'ların karar verme yeteneklerini daha da geliştirecektir. Öğrenme kapasitesi yüksek modeller ve adaptif algoritmalar, İHA'ların daha karmaşık görevleri yerine getirme ve daha zorlu ortamlarda navigasyon yapabilme kabiliyetlerini artıracaktır [62].

Eş Zamanlı İHA Sistemleri

Birden fazla İHA'nın koordineli çalışması, geniş alanların hızla taraması ve detaylı izleme görevlerinde etkinliği artırırken, aynı zamanda otonom karar verme ve görev dağılımı mekanizmalarını da geliştirecektir. Swarm (sürü) zekâsı, İHA'ların birbirleriyle haberleşerek karmaşık görevleri yerine getirmelerini ve çevresel değişikliklere daha dinamik cevaplar verme yeteneklerini geliştirmesinde etkin bir rol oynayacaktır [63].

Geliştirilmiş Sensör ve Algılayıcı Teknolojileri

Sensör ve algılayıcı teknolojilerindeki ilerlemeler, İHA'ların çevresel algılamalarını ve insan tespitini daha da hassas hale getirecektir. Yeni nesil sensör füzyon teknikleri, farklı algılayıcı türlerinden elde edilen verileri bütünleştirerek, daha kapsamlı bir veri analizi yapılmasını mümkün kılacaktır [64].

2.3.4. Güncel Çalışmalar

Bu bölümde güncel literatürdeki gerçek zamanlı drone çalışmaları incelenmiştir. İncelenen çalışmalar dört ana başlık altında toplanmış ve araştırma alanları, avantajları, dezavantajları ve gerçek zamanlı bir platformda çalışmaların gerçekleştirildiği ile ilgili bilgilere yer verilmiştir. Bu kapsamda Çizelge 2.2'de sunulan özet çalışmaların incelemeleri ilerleyen paragraflarda sunulmuştur.

İç Mekan İHA Navigasyon Sistemleri

Araştırmanın bu bölümünde, iç mekan konumlandırma sistemleri ve İHA'lar için görev zamanlaması gibi konular üzerinde yoğunlaşan dört önemli kaynağın analizi gerçekleştirilmektedir.

Mainetti, Patrono ve Sergi [65] tarafından yapılan çalışma, iç mekan konumlandırma sistemlerine yönelik kapsamlı bir literatür taraması sunmakta ve bu alandaki teknolojik ilerlemeleri değerlendirmektedir. Araştırma alanı olarak, farklı teknolojilerin avantaj ve dezavantajlarını derinlemesine inceleyerek, mevcut sistemlerin gerçek zamanlı uygulanabilirlik potansiyellerini ortaya koymaktadır. Bu çalışma, iç mekan navigasyonu ve konumlandırma konusunda çeşitli sensör ve algoritma kombinasyonlarının getirdiği

avantajları, ancak aynı zamanda enerji tüketimi ve karmaşık çevresel faktörlerle uyum gibi bazı dezavantajları da vurgulamaktadır.

Öte yandan, Khosiawan ve diğerlerinin çalışmaları özellikle İHA'ların iç mekan görev zamanlamasını ve uygulamalarını ele almaktadır. Bu çalışmalar, İHA operasyonlarının planlanması ve yönetilmesi konusunda, yapay zeka destekli sistemlerin ve algoritmaların kullanılmasının avantajlarını detaylandırmaktadır. İlk çalışma [66], bu tür sistemlerin karmaşık zamanlama görevlerini etkin bir şekilde yönetebildiğini ve gerçek zamanlı uygulamalar için büyük potansiyel taşıdığını belirtirken, ikinci çalışma [67] ise İHA'ların iç mekan ortamlarında kullanımı konusundaki pratik uygulamaları ve bunların avantajlarını tartışmaktadır. Ancak, her iki çalışma da bu teknolojilerin geniş ölçekte benimsenmesini sınırlayan altyapı gereksinimleri ve güvenlik meselelerine işaret etmektedir.

Palazzi adlı yazarın çalışması [68], İHA'ların iç mekanlarda kendi kendine konumlandırılması konusuna odaklanmıştır ve bu alanda yeni bir yaklaşım sunmuştur. Araştırma, İHA'ların bağımsız hareket kabiliyetinin yanı sıra, gerçek zamanlı uygulamalar için gerekli olan doğruluk ve güvenilirliği artıracak teknolojik gelişmeleri tanıtmaktadır. Ancak, bu çalışma aynı zamanda, yüksek hassasiyet gerektiren uygulamalarda karşılaşılan teknik zorlukları ve bu tür sistemlerin daha geniş ölçekte uygulanabilirliğini kısıtlayan faktörleri de ele almaktadır.

Kaynaklar incelendiğinde, iç mekanlarda İHA kullanımının pek çok avantajı olmakla birlikte, enerji yönetimi, güvenlik protokolleri ve teknik zorluklar gibi çeşitli dezavantajları da beraberinde getirdiği görülmektedir. Gerçek zamanlı uygulamalar açısından, mevcut çalışmalar bu teknolojinin pratikteki potansiyelini gösterse de geniş çaplı adaptasyon için önemli engellerin üstesinden gelinmesi gerekmektedir. Bu durum hem teknolojik yeniliklere hem de regülasyonlara olan ihtiyacı vurgulamakta ve araştırmalar için önemli bir yol haritası sunmaktadır.

Drone Görüş Sistemlerinde Makine Öğrenimi

Araştırmanın bu bölümünde, İHA teknolojisinin çeşitli yönlerini ele alınmakta ve kapalı alanlarda insan tespiti ve izleme uygulamalarında nasıl kullanılabilecekleri gösterilmektedir.

Erat ve diğerleri [69], drone'ların, görünmeyen alanları keşfetme konusunda insan görüşünü nasıl genişletebileceğini incelemektedir. Bu araştırma, İHA'ların operatörler için bir tür "dış merkezli kontrol" olarak kullanılabileceğini ve gerçek zamanlı olarak keşif yaparken insanlara ekstra bir görüş açısı sunabileceğini öne sürmektedir. Araştırmanın avantajları arasında, zorlu ve erişilemeyen ortamlarda gelişmiş görüş kapasitesi sunarken, dezavantaj olarak, kontrol mekanizmalarının karmaşıklığı ve yüksek teknik beceri gereksinimleri yer almaktadır.

Arat ve diğerleri [70], renk tabanlı bir algılama ve takip algoritmasının otonom bir hexacopter üzerinde nasıl uygulandığını detaylandırmaktadır. Bu çalışma, belirli renk özelliklerine sahip nesnelerin tespiti ve izlenmesinde İHA'ların etkinliğini artırma avantajına sahiptir. Bununla birlikte, renk tabanlı sistemlerin değişken ışık koşulları altında yanıltıcı olabileceği ve bu da dezavantaj olarak ortaya çıkmaktadır.

Zhou ve diğerleri [71], bir İHA kullanarak insan hareketlerinin nasıl yakalanabileceğini tanımlamaktadır. Çalışma, İHA'ların hareket yakalama sistemlerinin mobil ve esnek olmasındaki avantajlarına odaklanırken, karmaşık algoritmaların ve veri işleme gereksinimlerinin potansiyel dezavantajlarını ortaya koymaktadır. Gerçek zamanlı uygulama potansiyeli, İHA'ların hızlı tepki süresi ve hareketleri anlık olarak kaydetme yeteneği ile desteklenmektedir.

McGuire ve diğerleri [72], çoklu cepte taşınabilen droneların gerçek dünya ortamlarında nasıl otonom olarak yönlendirilebileceğini incelemektedir. Bu araştırma, İHA'ların otonom navigasyonu için büyük bir potansiyel sunarken, fiziksel engeller ve radyo frekansı girişimi gibi gerçek dünya koşullarının oluşturduğu dezavantajları da göz önünde bulundurmaktadır.

İlgili kaynaklar genel olarak değerlendirildiğinde, İHA teknolojisinin gelişiminde, gerçek zamanlı uygulamalar için büyük bir potansiyel olduğu görülse de, bu teknolojilerin pratikteki uygulanabilirliğini sınırlayan teknik ve operasyonel zorlukların üstesinden gelmek için daha fazla araştırma ve geliştirmeye ihtiyaç duyulduğu anlaşılmaktadır. İHA teknolojisinin bu alandaki uygulamalarının genişlemesi, hem araştırma konusuna hem de teknolojik gelişmelere önemli fırsatlar sunmaktadır.

İHA Engel Kaçınma ve Haritalama

Araştırmanın bu bölümündeki kaynaklar, İHA teknolojisinin iç mekan navigasyonu, engel algılama, haritalama ve izleme gibi farklı yönlerine ışık tutmaktadır ve her bir çalışma, alanın mevcut durumunu ve gelecekteki gelişme yönlerini analiz etmektedir.

Li ve diğerleri yaptığı çalışma [73], iç mekan İHA engel kaçınma araştırmaları üzerine bir araştırma sunmakta ve bu alandaki teknolojik gelişmeleri incelemektedir. Araştırma, engel kaçınma algoritmalarının avantajları ve sınırlılıklarını belirlerken, aynı zamanda gerçek zamanlı uygulama kapasitelerini de vurgulamaktadır. Safa ve diğerlerinin çalışması [74], iç mekan İHA engel kaçınma için OS-CFAR'dan daha üstün performans gösteren düşük karmaşıklığa sahip bir radar detektörü geliştirmişlerdir. Bu teknoloji, yüksek doğruluk ve düşük yanlış alarm oranlarıyla avantaj sağlarken, spesifik senaryolarda etkinliği sınırlı olabileceğine dikkat çekmektedir.



Şekil 2.7. Drone engelden kaçınma ve ilgili sensör yerleşimleri [75]

Golodetz ve diğerleri [76] çalışmalarında düşük maliyetli bir monoküler kameralı İHA kullanarak kalabalık iç mekan sahnelerinin gerçek zamanlı hibrit haritalamasını gerçekleştirir. Bu çalışma, İHA'ların haritalama ve izleme yeteneklerini güçlendirirken, gerçek zamanlı veri işlemenin yanı sıra algoritma karmaşıklığı ve donanım kısıtlamalarını da ortaya çıkartmaktadır. Ioniţa ve Turcanu-Carutiu [77], kültürel mirasın dijitalleştirilmesi ve izlenmesi için drone'ların kullanımını ele alır ve bu teknolojinin miras yönetimindeki

pratik uygulamalarına odaklanır. Bu çalışmadaki ana amaç ise kapalı alandan elde edilen haritalandırma ve iç mekan verisi ile dijital ortamda aynı kapalı alanı 3D haline getirmektir.

Liu ve diğerleri [78] tarafından geliştirilen sensörsüz İHA tabanlı sistem, iç mekanlarda 3D hava akımı gradyanlarını haritalayabilme yeteneğine sahiptir. Bu yenilikçi yaklaşım, hassas çevresel izleme senaryoları için avantaj sağlarken, uygulamanın spesifik ve karmaşık veri analizi ihtiyacı nedeniyle uygulamalarda dezavantaj olabileceği çıkarımı yapılmaktadır. Maravall, De Lope ve Fuentes'in [79] çalışması, İHA'ların iç mekanlarda görsel böcek algoritması (Bug Algorithm) ve entropi (Entropy) tabanlı görüş kombinasyonuyla navigasyon ve kendini semantik olarak konumlandırmasını incelemektedir.

Velazquez ve Semwal'in [80] araştırması, otonom drone'ların iç mekanlarda kişisel mobil alanlarla etkileşimlerini ve bu alanların kullanıcı deneyimine etkilerini ele almaktadır. Bu yaklaşım, kullanıcı deneyimi ve otonom sistemlerin entegrasyonu açısından faydalar sunarken, kullanıcı etkileşimini etkileyebilecek dezavantajlara da sahip olabilmektedir. Ho ve diğerlerinin çalışması [81], vahşi doğada birden fazla hava kameraları ile 3D insan rekonstrüksiyonunu inceler ve bu teknolojinin karmaşık gerçek dünya sahnelerinde uygulanabilirliğini göstermektedir. Bu araştırma, zorlu dış mekan koşullarında bile etkili bir şekilde 3D insan modelleri oluşturabilen yeni bir yöntem sunmaktadır. Birden fazla kamera sistemi, farklı açılardan alınan görüntülerle detaylı ve doğru modeller elde etmeyi sağlamaktadır.

Tsuji ve Kohama [82] her yöne bakabilen bir yakınlık sensörü geliştirmiş ve bu sensör sayesinde İHA'ların çevresel algısını artırabilmişlerdir. Ancak, her yeni teknolojide olduğu gibi, bu sensörlerin etkinliği ve güvenilirliği, onların yaygın kullanımını açısından sınırlamaktadır. Çünkü geliştirdikleri sensör prototip aşamasında doğru sonuçlar verirken çevre koşulları altında etkin bir performans sergileyebildiği kanıtlanmamıştır. Li-Chee-Ming ve Armenakis'in çalışması [83], İHA navigasyon sistemlerinin hat tabanlı sensör konum tahminiyle nasıl iyileştirilebileceğini göstermektedir ve bu yaklaşım ile birlikte karmaşık ortamlarda navigasyon için potansiyel olarak yararlı olabilecek algoritma/sensör çiftinin uyumundan bahsetmektedir.

Bu kaynakların toplam değerlendirilmesi açsısından, İHA'ların iç mekan uygulamalarında karşılaştığı en büyük zorlukların üstesinden gelmeye yönelik araştırma ve geliştirmelerde

önemli bir ilerleme olduğunu göstermektedir. Her bir çalışma, İHA teknolojisinin belirli bir alanındaki avantajları ve dezavantajlarına ışık tutmakta ve gerçek zamanlı uygulamaların etkinliğini artırmaya yönelik çeşitli yollar sunmaktadır. Bu gelişmeler, İHA'ların iç mekanlarda daha etkili ve güvenli bir şekilde kullanılabilmesi için temel çalışmalar niteliği taşımaktadır.

İHA Performans Analizi

Bu bölümdeki kaynaklar, İHA'ların kamu güvenliği uygulamaları için ses tabanlı tespitinden, amatör drone izlemeye ve İHA'lar için 6DoF (Altı Dereceli Özgürlük) lokalizasyon sistemlerine kadar çeşitli uygulamaları ele almakta ve bu alanlardaki mevcut zorluklarla birlikte potansiyel avantajları ortaya koymaktadır.

Anwar, Kaleem ve Jamalipour'un [84] araştırması, kamu güvenliği uygulamaları için amatör İHA'ların ses tabanlı tespitini öne sürmektedir. Çalışma, makine öğrenimi tekniklerinin gürültülü ortamlarda bile İHA varlığını başarıyla tespit edebildiğini göstermektedir. Avantaj olarak, hızlı tespit ve düşük maliyet sunarken, potansiyel bir dezavantaj, ses tabanlı sistemlerin bazı ortamlarda yanıltıcı sinyaller üretebileceği ve gelişmiş yöntemler gerektirebileceğidir.

Kaleem ve Rehmani'nin çalışması [85], amatör drone izleme teknolojileri hakkında kapsamlı bir bakış sağlamakta ve bu alandaki mevcut mimarileri, anahtar teknolojileri ve gelecekteki araştırma yönlerini tartışmaktadır. Geniş bir çevresel kapsama alanına ve tespitte yüksek doğruluğa sahip sistemlerin avantajlarını belirtirken, karmaşık regülasyonlar ve yüksek teknoloji maliyetleri gibi dezavantajlara da dikkat çekmektedir.

Cetin, Barrado ve Pastor [86], derin öğrenme yöntemleri ve insan pilot performansını karşılaştıran bir drone karşıtı sistem analizini sunmaktadır. Araştırma, otomatik sistemlerin hızlı adaptasyon ve sürekli öğrenme yetenekleri gibi avantajlara sahip olduğunu belirtirken, derin öğrenme modellerinin eğitimi için büyük veri setlerine ihtiyaç duyması ve belirsiz senaryolarda performansının etkilenebileceği potansiyel dezavantajları vurgulamaktadır.

Zhang ve diğerleri [87] ise, İHA'lar için RFID tabanlı 6-DoF lokalizasyon sisteminden bahsetmektedir. Bu sistem, İHA'ların hassas konum ve yönelim bilgisi elde etmesini

sağlayarak otonom navigasyon yeteneklerini önemli ölçüde artırabilmektedir. Avantaj olarak, yüksek doğruluk ve sağlamlık sunarken, dezavantaj olarak, RFID sistemlerinin kurulum ve bakımının karmaşık ve maliyetli olabileceği belirtilmektedir.

İlgili kaynaklar, İHA teknolojisinin kamu güvenliği ve otonom navigasyon gibi alanlardaki uygulamalarının avantajlarını ve dezavantajlarını gözler önüne sermektedir. Ayrıca, bu çalışmalar, gerçek zamanlı uygulama potansiyeli olan teknolojilerin pratik uygulamalarını desteklemekte ve bu süreçte karşılaşılan teknik ve operasyonel zorlukları belirlemektedir. Gelecekteki araştırmaların bu dezavantajların üstesinden gelmeye ve İHA teknolojisinin daha geniş ölçekte kullanımını kolaylaştırmaya yönelik olması değerlendirilmektedir.

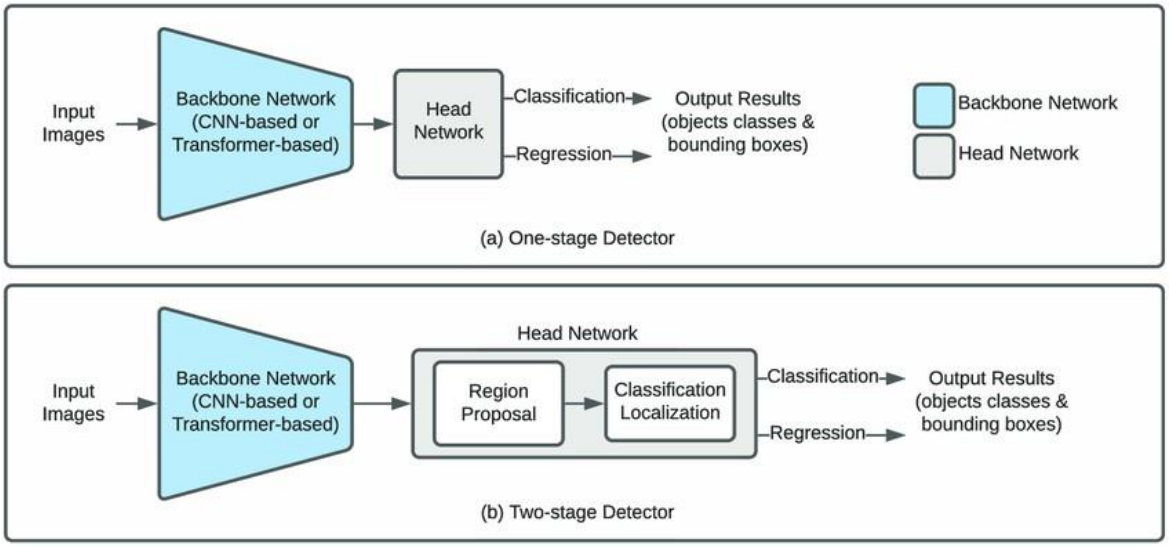
Çizelge 2.2. Drone ile ilgili gerçek zamanlı çalışmalar

Kaynaklar	**Araştırma Alanı**	**Avantajlar**	**Dezavantajlar**	**Gerçek Zamanlı İHA**
[65–68]	İç Mekan İHA Navigasyon Sistemleri	Farklı iç mekan koşullarında konumlandırma ve navigasyon sistemleri hakkında detaylı çalışmaları kapsamaktadır.	Drone üzerinde çalışan bilgisayarla donatılmış küçük dronlar gibi gerçek zamanlı veri işleme ve hesaplama kısıtları üzerinde daha az odaklanılmıştır.	Yok
[69–72]	Drone Görüş Sistemlerinde Makine Öğrenimi	Drone sistemlerine tespit algoritmalarının başarılı bir şekilde entegrasyonunu içeren çalışmaları kapsamaktadır.	Düşük kaynaklı donanımlarda karmaşık modellerin çalıştırılması ve dış mekan ortamlarındaki zorluklar göz ardı edilmiştir.	Kısmen
[73,74,76–83]	İHA'larda Engel Kaçınma ve Haritalama	İç mekanlarda gezinme için hayati öneme sahip olan İHA tabanlı engel kaçınma üzerine önemli çalışmalar sunulmuştur. Doğruluğa ve gerçek zamanlı işlemeye odaklanılarak iç mekanlar için uygun insan algılama tekniklerine yer verilmiştir. Geliştirilmiş algılama kapasiteleri için sensör entegrasyonunun önemi vurgulanmıştır.	İlgili çalışmalar, sınırlı kaynaklı donanımlarda YOLOv7 kullanılarak insan algılama konusunu doğrudan ele almamaktadır. Ayrıca çeşitli ve dinamik iç mekan ortamlarında gerçek dünya testlerinin yapılmasında eksik kalmaktadır.	Var
[84–87]	İHA Performans Analizi	İHA üzerinde tespit performansının doğruluk ve tepki süresinin analizi yapılmıştır.	Kaynak sınırlı donanımlarda gerçek zamanlı olarak insan algılama gibi modellerin çalıştırılmasının zorlukları nadiren tartışılmaktadır.	Model karmaşıklığı ile gerçek zamanlı işleme yetenekleri arasındaki ilişki tartışılmamaktadır.

3. DERİN ÖĞRENME TABANLI İNSAN TESPİT YÖNTEMLERİ

Derin öğrenme tabanlı nesne tespit sistemleri, iki aşamalı ve tek aşamalı dedektörler olmak üzere iki temel kategori altında incelenmektedir. İki aşamalı dedektörler kategorisinde, evrişimli sinir ağları (CNN) [28] tabanlı RCNN [88], Fast R-CNN [37] ve Faster R-CNN [38] gibi modeller yer almaktadır. Bu sistemler, nesne tespitinde oldukça yüksek bir doğruluk elde etmekle birlikte, artan hesaplama gereksinimleri ve dolayısıyla uzun işlem süreleriyle karakterize edilmektedirler. Bu tür dedektörler, öncelikle aday bölge önerileri oluşturmakta ve daha sonra bu önerileri sınıflandırmak için derin öğrenme modellerini kullanmaktadırlar.

Diğer yandan, tek aşamalı dedektörler kategorisinde, SSD (Single Shot Multibox Detector) [89] ve YOLO (You Only Look Once) [29] gibi modeller yer almaktadır. Bu tür dedektörler, doğruluk ve işlem süresi arasında bir denge kurmayı hedeflemektedir. Özellikle YOLO, işlem hızı ve doğruluk açısından dikkate değer bir performans sergilemektedir. YOLO, tespit işlemini tek bir ağ geçişiyle gerçekleştirerek hem hızlı hem de doğru sonuçlar elde etmektedir. Bu özellikten dolayı YOLO'nun gerçek zamanlı uygulamalar ve yüksek hız gerektiren senaryolar için ideal bir seçim yapmaktadır.



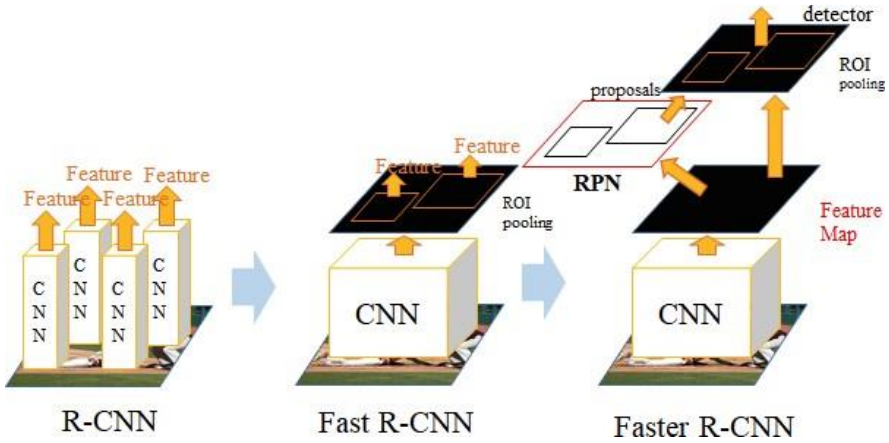
Şekil 3.1. Tek aşamalı ve iki aşamalı obje tespit mimarisi [90]

Bu iki dedektör kategorisi, nesne tespit sistemlerinin gelişimindeki temel eğilimleri ve karşılaşılan zorlukları yansıtmaktadır. İki aşamalı dedektörler genellikle daha yüksek

doğruluk sunsa da daha yüksek hesaplama maliyetlerine ve daha uzun işlem sürelerine neden olmaktadırlar. Tek aşamalı dedektörler, daha hızlı tespit sürelerine imkan tanırken, bazı durumlarda doğrulukta küçük ödünler verebilirler. Gelecekteki araştırmaların bu iki yaklaşımın avantajlarını birleştirerek, gerçek zamanlı ve yüksek doğruluklu nesne tespit sistemlerini optimize etmeye yönelik olması beklenmektedir.

3.1. İki Aşamalı Tespit Yöntemleri

İki aşamalı tespit yöntemleri, adından da anlaşılacağı üzere, insan tespitini iki ayrı işlem adımında gerçekleştirmektedir. İlk aşama, aday bölge önerileri (region proposals) üretmeyi içermektedir. Bu aşamada, görüntü üzerinde insan olabilecek bölümler belirlenir. İkinci aşama ise bu aday bölge önerileri üzerinde sınıflandırma yaparak, gerçekten insan içerip içermediğine karar verilir. Bu yöntemlerin en bilinen örneklerinden biri R-CNN (Regions with Convolutional Neural Networks) ve onun hızlandırılmış versiyonları olan Fast R-CNN ve Faster R-CNN'dir. İki aşamalı tespit yöntemlerinin en büyük avantajı, yüksek doğruluk oranlarına ulaşabilmesidir. Aday bölge önerisi üretimi ve bu öneriler üzerindeki ayrıntılı sınıflandırma sayesinde, bu yöntemler karmaşık arka planlar ve çeşitli insan pozisyonlarına karşı dayanıklı olabilmektedir.



Şekil 3.2. R-CNN, Fast R-CNN ve Faster R-CNN karşılaştırması [91]

R-CNN, bölge tabanlı Evrişimli Sinir Ağı anlamına gelir ve nesne tespiti için tasarlanmış bir algoritmadır ve birden fazla versiyonu bulunmaktadır. R-CNN'nin ilk iterasyonunda, Seçici Arama adı verilen bir teknik, bölge önerisi için kullanılır ve nesneler içeren potansiyel alanları tanımlamaktadır. Bu tanımlanan bölgeler, özellikleri çıkarmak için önceden

eğitilmiş bir evrişimli sinir ağı (CNN) aracılığıyla yeniden boyutlandırılır ve işlenir. Daha sonra her nesne kategorisi için destek vektör makinesi (SVM) sınıflandırıcıları eğitilir ve sınırlayıcı kutular için bir regresyon modeli yerelleştirmeyi iyileştirmektedir.

Fast R-CNN, bu iyileştirmenin üzerine, bölge sarma ihtiyacını ortadan kaldıran RoI (İlgi Alanı) havuzlamasını tanıtarak inşa edilmiştir. Bu ilerleme, uçtan uca eğitim olanağı vermekle birlikte tüm sistemin birlikte eğitilebilir hale gelmesini sağlamaktadır. Faster R-CNN, modele bir Bölge Öneri Ağı (RPN) entegre ederek verimliliği bir adım daha ileri taşımaktadır. Bu entegrasyon, dış bölge öneri yöntemlerine olan bağımlılığı ortadan kaldırmakta, uçtan uca eğitimi mümkün kılmakta ve birleşik bir çerçeve sonucunu doğurmaktadır.

3.2. Tek Aşamalı Tespit Yöntemleri

Tek aşamalı tespit yöntemleri doğrudan sınırlayıcı kutuların tahminine odaklanmaktadır. Bir çıktı üretmek için gerçekleştirilmesi gereken bölge önerisi gibi ara görevler bulunmamaktadır. Bu nedenle, daha basit ve daha hızlı bir model mimarisi elde edilmektedir. Tek aşamalı tespit yöntemleri, görüntüden nesne tespiti yaparken yüksek hız ve verimlilik sağlamak amacıyla tasarlanmıştır. Bu yöntemler, görüntü içerisindeki potansiyel nesneleri doğrudan sınıflandırma ve yerini belirleme işlemlerini tek bir aşamada gerçekleştirmektedir. YOLO ve SSD gibi algoritmalar, tek aşamalı tespit yöntemlerinin öne çıkan örneklerindendir. Bu algoritmalar, her bir görüntü pikselini ya da bölgesini bağımsız bir şekilde değerlendirerek, nesnelerin sınıflarını ve konumlarını hızlı bir şekilde tahmin etmektedirler. Tek aşamalı yöntemlerin en büyük avantajları hızlarıdır, bu özellikten dolayı gerçek zamanlı uygulamalar ve kaynak kısıtlı sistemler için en uygun verimliliği sağlamaktadırlar.

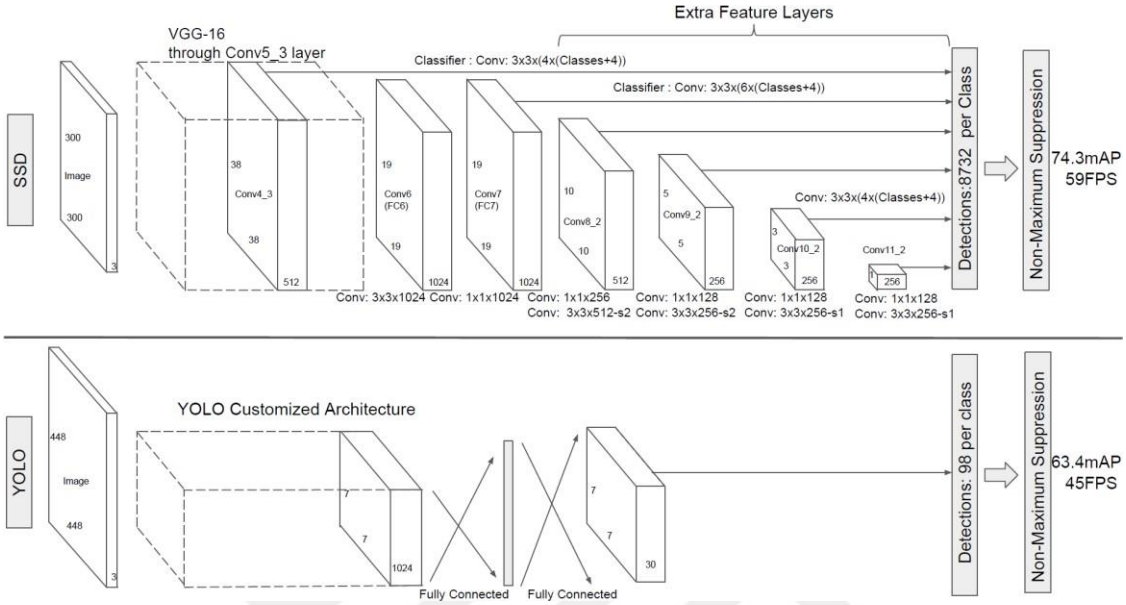
Drone uygulamaları gibi üzerinde taşıdığı kaynak kısıtlı bilgisayarlarda kullanıldığında, tek aşamalı tespit yöntemlerinin avantajları daha da belirginleşmektedir. Uç bilgisayarlar (Edge Devices), genellikle işlem gücü, bellek ve enerji kapasitesi bakımından sınırlıdırlar. Bu kısıtlı kaynak sistemlerde, yüksek doğrulukla nesne tespiti yapabilen ancak düşük hesaplama maliyeti gerektiren algoritmalar tercih edilmesi gerekmektedir. Tek aşamalı tespit yöntemleri, bu gereksinimleri karşılayabilen güncel literatürdeki en yeni derin öğrenme yöntemidir. Böylelikle drone ile gerçek zamanlı görevleri ve tespitleri gerçek zamanlı bir

şekilde yerine getirmesini sağlamaktadırlar. Örneğin, bir drone'un arama ve kurtarma operasyonlarında kayıp insanları tespit etmesi, tarım alanlarında bitki sağlığını izlemesi ya da güvenlik amaçlı gözetim yapması gerçek zamanlı tespit ihtiyaçlarını ortaya çıkartmaktadır. Bu tür görevlerde, tek aşamalı tespit yöntemleri, hızlı ve etkili bir şekilde nesne tespiti yaparak drone'un amacına ulaşmasında kritik bir rol oynamaktadır.

Single Shot Multibox Detector (SSD), görüntülerdeki nesnelerin etkin ve doğru bir şekilde tespit edilmesi için tasarlanmış bir nesne tespit algoritmasıdır. Geleneksel iki aşamalı dedektörlerin aksine, SSD bir tek aşamalı dedektördür ve "multibox" kavramını kullanarak hız ve doğruluk arasında bir denge sağlamayı hedefler. Multiboxlar, özellik haritasındaki her konum için farklı en boy oranlarına ve ölçeklere sahip birden fazla sınırlayıcı kutuyu içermektedir. Özellik haritalarındaki çeşitli konumlardaki varsayılan veya çapa kutuları, hem nesnelerin sınırlayıcı kutularını hem de sınıf skorlarını tahmin etmek için başlangıç noktaları olarak işlev görmktedir. Model, çoklu ölçeklerde özellikleri çıkarmak için bir özellik piramidi ağı (FPN) kullanır, bu da farklı boyutlardaki nesneleri tespit etme yeteneğini artırır. Nesne skorlarının ve sınırlayıcı kutu koordinatlarının tahmini, tek bir ileri geçiş içinde farklı ölçeklerdeki çoklu özellik haritalarından doğrudan gerçekleşir. SSD'nin kayıp fonksiyonu, lokalizasyon için doğru model eğitimini kolaylaştırmak için sınıflandırma kaybını (softmax kullanarak) ve regresyon kaybını (pürüzsüz L1 kaybını kullanarak) birleştirmektedir. SSD, tek bir ileri geçişte nesne tespiti yapabilme, çeşitli boyut ve şekillerdeki nesneleri varsayılan kutular aracılığıyla ele alabilme ve sınıflandırma ve lokalizasyon görevlerini aynı anda optimize ederek etkili eğitim yapabilme gibi avantajlar sunar. SSD, video işleme dahil gerçek zamanlı uygulamalar için oldukça performanslıdır. Bununla birlikte, SSD, daha kapsamlı iki aşamalı dedektörlerle karşılaştırıldığında olası doğruluk oranlarındaki azalma ve aynı görüntüde daha büyük nesnelerin varlığında küçük nesneleri tespit etme zorlukları gibi dezavantajları da beraberinde getirmektedir [92].

YOLO (You Only Look Once), bilgisayarlı görü alanında gerçek zamanlı nesne tespiti konusunda önemli bir yenilik olarak kabul edilir. Bu yöntem, geleneksel yaklaşımlardan radikal bir şekilde ayrılarak, girdi görüntüsünü bir ızgaraya ayırır ve tespit işlemini tek bir sinir ağı geçişiyle tamamlar. YOLO'nun yenilikçi yapısı, her ızgara hücresinin birden fazla nesneyi tanıyabilmesine olanak tanıyan sınırlayıcı kutular ve bu kutulara karşılık gelen sınıf olasılıklarını tahmin etme kapasitesine dayanır. Bu süreçte, sistem sınırlayıcı kutu

koordinatlarını ve ilgili sınıf olasılıklarını eş zamanlı olarak hesaplar, bu da YOLO'nun hız ve doğruluk açısından öne çıkmasını sağlamaktadır.



Şekil 3.3. YOLO ve SSD mimari karşılaştırması [89]

YOLO'nun verimliliği, farklı boyut ve ölçekteki nesneleri etkin bir şekilde tespit edebilmesi için tasarlanmış çoklu ölçekli tahmin mekanizmasıyla daha da artırılmıştır. Bu yaklaşım, modelin çeşitli boyutlardaki nesneleri aynı anda tanıyabilmesini sağlayarak, uygulamanın esnekliğini ve kapsamını genişletmektedir. Yapılan tahminlerin ardından, YOLO maksimum olmayan bastırma (NMS) tekniğini kullanarak, fazla sayıdaki sınırlayıcı kutuları filtreler ve nihai tespitlerin doğruluğunu iyileştirir. Bu adım, özellikle birbiriyle örtüşen nesnelerin var olduğu durumlarda, tespit edilen nesneler arasındaki ayrımın daha net yapılmasını sağlamaktadır.

YOLO'nun bu yenilikçi yapılandırması hem hız hem de doğruluk bakımından geleneksel nesne tespit yöntemlerine kıyasla önemli avantajlar sunmaktadır. Tek geçişli tespit yaklaşımı, YOLO'yu gerçek zamanlı uygulamalar için özellikle tercih sebebi haline getirirken, çoklu ölçekli tahmin kabiliyeti, modelin çeşitli senaryolarda ve farklı boyutlardaki nesneler üzerinde yüksek performans göstermesini sağlamaktadır.

Diğer bir açıdan YOLO algoritması, tek bir ızgara hücresinin sınırlamalarından kaynaklanan bazı zorluklarla karşı karşıya kalabilmektedir. Özellikle, bir ızgara hücresi içinde birden fazla küçük nesne bulunduğunda, YOLO bu nesneleri ayrı ayrı tanımlamakta güçlük çekebilmektedir. Bu durum, algoritmanın küçük nesneler üzerindeki tespit performansını olumsuz etkileyebilmektedir. Aynı şekilde, iki aşamalı dedektörlerle kıyaslandığında, YOLO'nun özellikle karmaşık şekilleri olan nesnelerin yerini belirlemede ve sınıflandırmada lokalizasyon doğruluğunda bazı ödün vermeler yaşayabileceği görülmektedir. Bu durum algoritmanın nesne sınırlarını mükemmel bir şekilde tanımlama yeteneğinin, bazı durumlarda iki aşamalı yöntemlere göre daha az kesin olabileceği anlamına gelmektedir.

Bu kapsamda YOLO'nun hız ve verimliliği düşünüldüğünde kaynak kısıtlı bilgisayarda çalışabilen ve gerçek zaman performansı verebilen tek aşamalı yöntemlerin en verimli algoritmalarından birisidir. Bu özelliği sebebiyle tez çalışmasında YOLO algoritmasının üzerinde iyileştirme çalışmaları yürütülmüştür. Yürütülen çalışmalar algoritmanın küçük objeleri tespit etmedeki performansını arttırmak ve algoritmadaki işlem kompleksiteyi artırmadan iyileştirme yapmak üzerinde yoğunlaşmıştır.

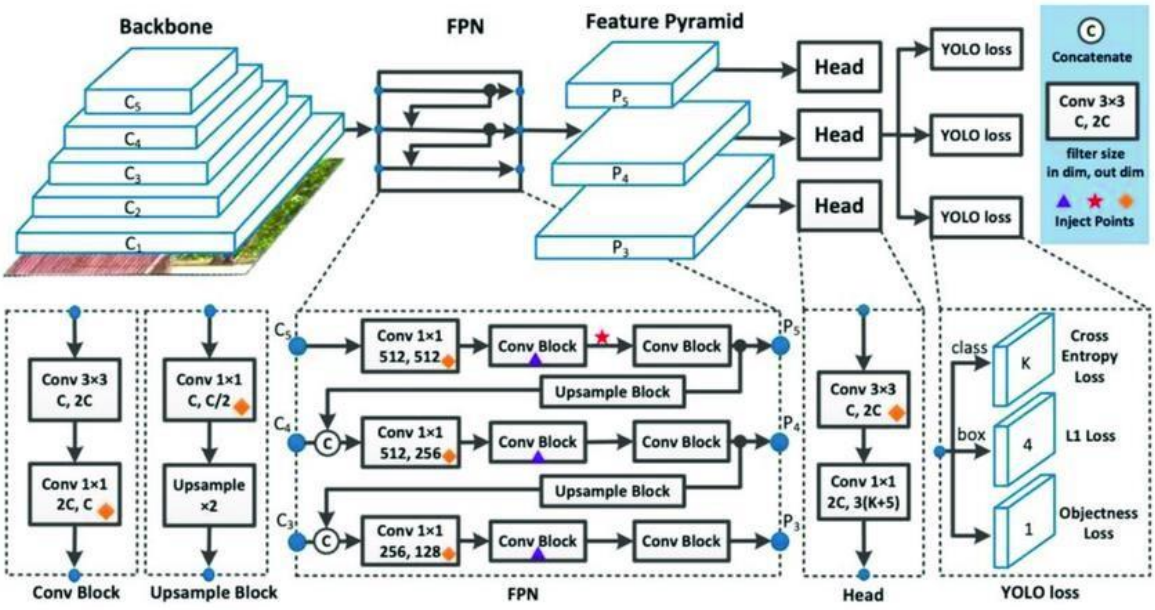
3.3. YOLOv7 Derin Öğrenme Modeli

YOLOv7 [93], gerçek zamanlı nesne tespiti konusunda dikkate değer bir ilerleme olarak literatürde kabul görmektedir. Aynı zamanda performans bakımından hızı ve doğruluk oranlarıyla da desteklenmektedir. WongKinYiu ve AlexeyAB tarafından yönetilen ekip bu modelin gelişiminde önemli katkılarda bulunmuşlardır. Bu sayede YOLO model ailesine çok değerli bir versiyon olan YOLOv7 eklenmiştir. YOLOv7, önceki sürümlere ve benzer modellere göre nesne tespitindeki standartları yeniden tanımlamak amacıyla, sınırlayıcı kutuları daha doğru ve hızlı tahmin edebilme yeteneği ile tasarlanmıştır. Bu modelin öne çıkan yönlerinden biri, modelin temel yapıtaşları olan evrişimli katmanlarda etkili bir birleştirme yöntemine odaklanmasıdır. Bu yaklaşım, modelin hızlı çıkarım yapabilmesi için kritik bir öneme sahiptir.

Model, YOLOv4 [94] ve YOLOv5 [95] modellerini daha verimli hale getiren Cross Stage Partial Networks kavramı üzerine kurulmuştur. YOLOv7'deki son katman birleştirmesi, ELAN hesaplama bloğunun genişletilmiş bir versiyonu olan E-ELAN (Extended-Efficient

Layer Aggregation Networks) olarak bilinmektedir. Bu tasarım hem gradyan yol uzunluğunu hem de hesaplama bloklarının yığılma sayısını optimize etmekte ve böylece daha çeşitli özellikleri etkili bir şekilde öğrenen bir ağ oluşturmaktadır.

Model ölçeklendirmesi, YOLOv7 için başka bir önemli unsurdur. Model, ağın derinliğini ve genişliğini dikkate alır ve katmanları birleştirirken bu özellikleri birlikte ölçeklendirmektedir. Bu bileşik ölçeklendirme yaklaşımı, model farklı boyutlara ölçeklendirilirken optimal mimariyi sağlamakla birlikte farklı doğruluk seviyeleri ve çıkarım hızları gerektiren çeşitli uygulamalar için de uyarlanabilir hale getirilmiştir.



Şekil 3.4. YOLOv7 network mimarisi [96]

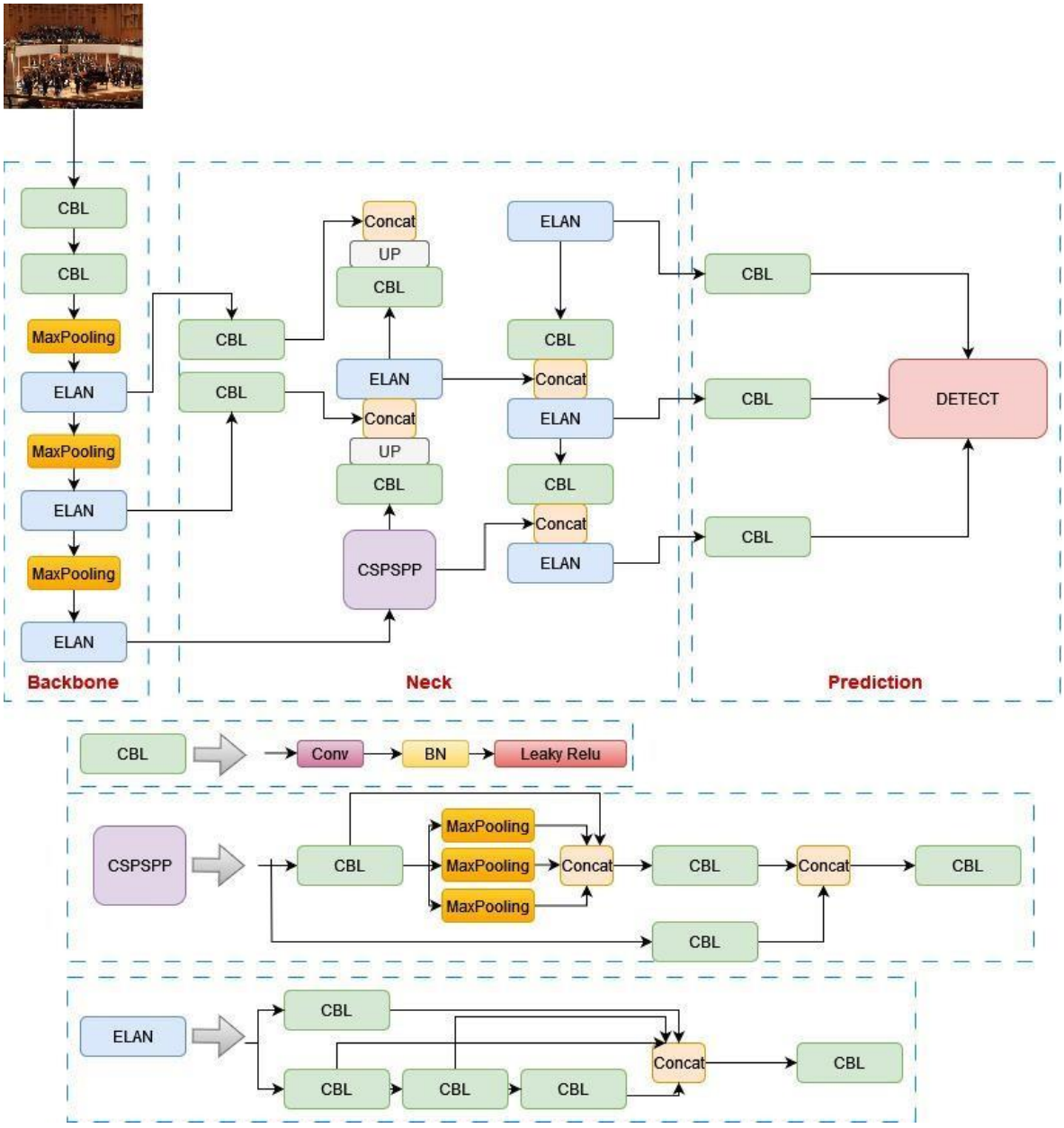
YOLOv7'deki yeniden parametreleştirme teknikleri, daha sağlam bir model oluşturmak için bir dizi model ağırlığının ortalamasını almaya dayanmaktadır. Bu yaklaşım, ağın farklı bölümlerinin gradyan akış yayılma yollarına dayalı kendi yeniden parametreleştirme stratejilerine sahip olduğu modül düzeyinde yeniden parametreleştirmeye odaklanır. YOLOv7 ağı ayrıca yenilikçi bir yardımcı başlık kavramına sahiptir, bunlar Lead Head ve Coarse-to-Fine Lead Head olarak adlandırılır. Yardımcı başlık, eğitim sırasında ana başlıkla birlikte denetlenir, ilki daha kaba ve ikincisi daha ince detayları öğrenmektedir. Bu derin denetim, modelin daha nüanslı özellikleri yakalamasını sağlamakla birlikte genel tespit performansını iyileştirmektedir.

Performans sonuçları açısından, YOLOv7 hem hız hem de doğruluk açısından önceki nesne dedektörlerinden daha başarılı sonuçlar vermektedir. Tespit hızları açısından geniş bir aralıkta çalışarak ihtiyaca göre verimliliği en optimal seviyede tutmaktadır, bu hızlar aralık olarak 5 FPS ile 160 FPS arasında ölçümlenmektedir. Model, daha önceki YOLO sürümlerini ve diğer temel modelleri, çeşitli model boyutları arasında Ortalama Kesinlik (mAP) açısından geride bırakarak üstünlüğünü göstermiştir.

3.4. YOLOv7-Tiny Modeli

YOLOv7-tiny, daha karmaşık YOLOv7 modelinin, sınırlı hesaplama kaynakları ile bilinen uç GPU'lar için özel olarak uyarlanmış bir versiyonudur. Bu tür ortamlara uygun hale getirilmesi amacıyla YOLOv7-tiny, Şekil 3.5'de gösterildiği gibi, sadeleştirilmiş bir mimari kullanırken YOLOv7 modelinin temel bileşenlerini: omurgayı (Backbone), boyunu (Neck) ve başlığı (Head) korur. YOLOv7-tiny'nin omurgası, tam YOLOv7 modelinde bulunan Genişletilmiş Verimli Katman Birleştirme Ağı (E-ELAN)'nın daha basit bir versiyonu olan ELAN-T'yi kullanır. Bu değişiklik, MPConv'deki evrişim işlemini çıkarıp yalnızca örnekleme azaltmak için havuzlamaya dayanır. Bu azaltmalara rağmen, optimize edilmiş Uzamsal Piramit Havuzlama (SPP) yapısı korunur ve böylece boyun katmanına zengin özellik haritaları sağlanmaya devam edilir. Kenar (Edge) cihazlarının kısıtlamaları içinde etkili tespit yeteneklerini korumak için bu basitleştirme ve özellik zenginliği arasındaki denge hayati önem taşımaktadır. Boyunda YOLOv7-tiny, omurganın farklı seviyelerinden verimli özellik toplama imkanı sunan PANet yapısını kullanmaya devam etmektedir. Bu durum, doğru nesne tespiti için gerekli önemli bilgilerin korunmasına yardımcı olmaktadır. Ağın başında YOLOv7-tiny, kanal sayılarını ayarlamak için daha karmaşık REPConv yerine standart evrişimi tercih etmektedir. Bu değişiklik, modelin hesaplama yükünü ve bellek gereksinimlerini azaltma stratejisinin bir parçasıdır.

YOLOv7-tiny, tam boyutlu karşılığına kıyasla doğrulukta bir azalma yaşasa da hız ve model boyutu açısından önemli avantajlar sunmaktadır. Bu durum, modeli, kaynakların sınırlı olduğu ve gerçek zamanlı performansın esas olduğu uygulamalar için uygun bir seçenek haline getirmektedir. Hız, ağırlık ve doğruluk arasındaki bu denge, YOLOv7-tiny'yi gerçek zamanlı nesne tespiti alanında kenar cihaz uygulamaları için önemli bir seçenek yapmaktadır.



Şekil 3.5. YOLOv7-tiny network yapısı

Bir diğer açıdan, YOLOv7-tiny modeli, özellikle kapalı alanlarda drone ile insan tespiti uygulamalarında kritik bir önem taşımaktadır. Bu modelin önemi, gerçek zamanlı nesne tespit algoritmalarının enerji verimliliği ve işlemci kapasitesi sınırlı cihazlarda, özellikle de uçan drone'lar gibi mobil platformlarda kullanılabilirliği ile doğrudan ilişkilidir. YOLOv7-tiny, özgün YOLOv7 modelinin daha hafif ve daha hızlı bir versiyonu olarak tasarlanmıştır; bu sayede, modelin kapalı alanlarda, dinamik ortamlarda ve sınırlı görüş alanlarında insanları etkin bir şekilde tespit etme yeteneği ön plana çıkmaktadır. Bu model, yüksek hızda ve düşük gecikme sürelerinde çalışabilmekle beraber drone'ların gerçek zamanlı navigasyon ve izleme görevlerinde de insan varlığını güvenilir bir şekilde algılamasını sağlamaktadır.

Özellikle, acil durum müdahaleleri, güvenlik izlemesi ve kapalı alanlarda insanların hareketlerinin izlenmesi gibi uygulamalar için bu özellikler hayati öneme sahiptir. YOLOv7-tiny modelinin kullanılması, bu tür uygulamalarda hızlı ve doğru insan tespitine olanak tanıyarak, operasyonel verimliliği artırmakta ve karar verme süreçlerini desteklemektedir.

Ayrıca, YOLOv7-tiny modelinin network yapısının kolayca modifiye edilebilmesi, özel ihtiyaçlara ve çeşitli kapalı ortamlara uyum sağlama yeteneğini önemli ölçüde artırmaktadır. Modelin mimarisi, farklı çözünürlüklerde ve çeşitli donanım yapılandırmalarında çalışacak şekilde ayarlanabilirken, bu esneklik kullanıcıların belirli görevler için modeli özelleştirmesine ve optimizasyonuna olanak tanımaktadır. Örneğin, bir alışveriş merkezi ve bir depo gibi farklı kapalı mekanlar, farklı aydınlatma koşulları, insan yoğunluğu ve mekansal düzenlemeler içermektedir; YOLOv7-tiny'nin modifiye edilebilir yapısı, bu değişkenleri cevap verecek şekilde modelin her bir senaryoya özel olarak ince ayar yapılmasını mümkün kılmaktadır. Bu adaptasyon yeteneği, modelin uygulama alanının genişlemesine ve daha geniş bir kullanım senaryosuna sahip olmasına olanak tanımaktadır. Kısacası, YOLOv7-tiny'nin esnek ve modifiye edilebilir yapısı, kapalı alanlarda drone ile insan tespiti gibi spesifik uygulamalarda onun tercih edilme sebebini oluşturmakla birlikte modelin etkinliğini ve uygulanabilirliğini artırmaktadır.

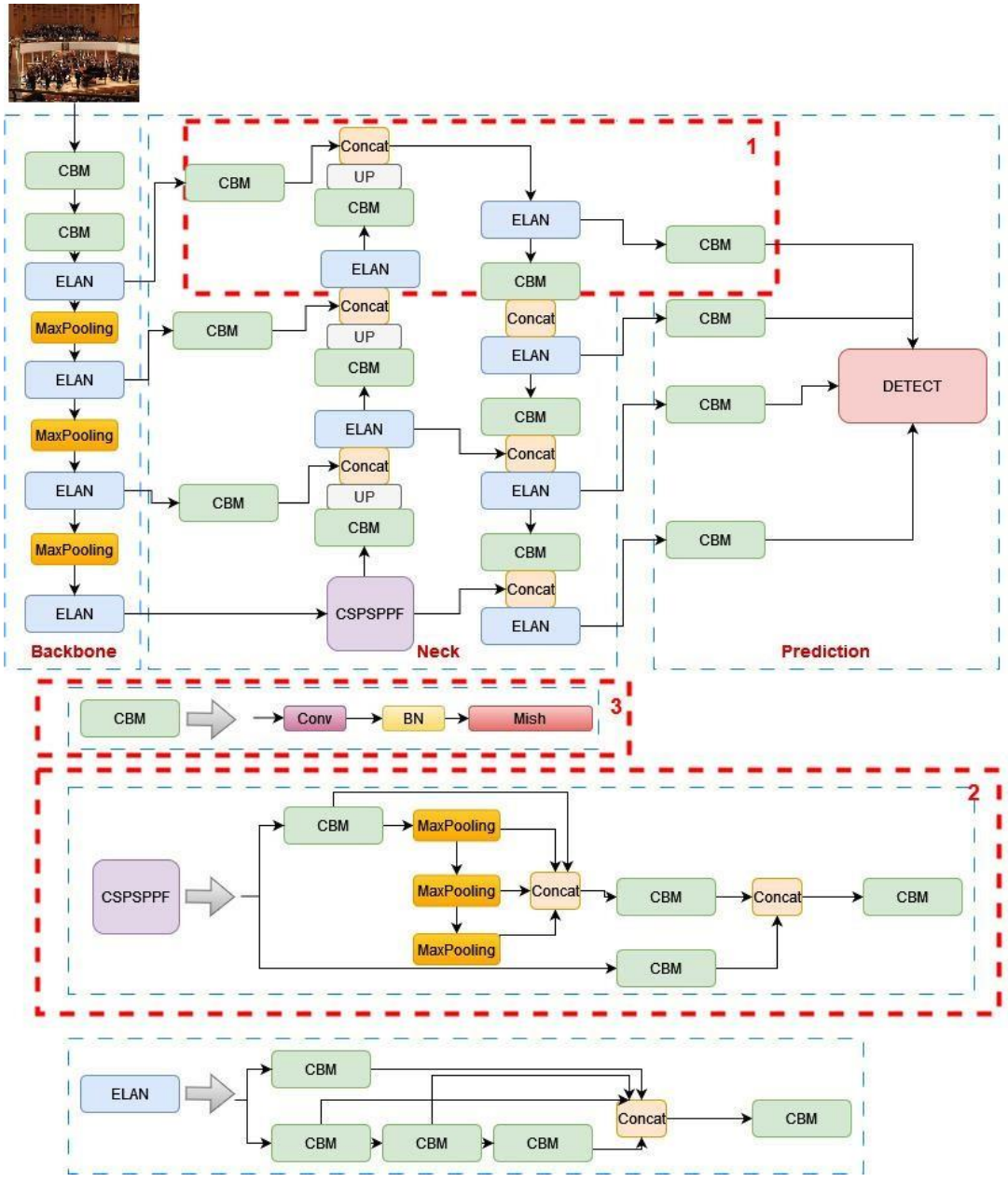
4. SİSTEM MODELİ VE METODOLOJİSİ

Bu bölümde, iç mekan İHA senaryolarında insan tespiti için YOLOv7-tiny modelinin geliştirilmesi ve uyarlanması için izlenen kapsamlı yaklaşım anlatılmaktadır. Metodoloji, iç mekan ortamlarının özgün zorluklarıyla başa çıkmak için tasarlanmış dört ana bileşenden oluşmaktadır:

- Küçük Nesne Tespiti Katmanı Eklenmesi: Metodolojinin ilk adımında, modelin küçük nesneleri tespit etme yeteneğinin geliştirilmesine odaklanılmıştır. Bu yaklaşım küçük nesne tespiti için özelleştirilmiş bir katmanın entegrasyonunu içermektedir. Bu katmanın eklenmesi, standart evrişimli katmanların daha küçük nesnelerin ince detaylarını yakalama konusundaki sınırlamalarını ele almayı amaçlamaktadır. Katman daha yüksek bir çözünürlükte çalıştırılarak, modelin çeşitli tespit senaryolarında, özellikle bu tür nesnelerin özel ilgi alanı olduğu ortamlarda, küçük nesneleri daha iyi tanımlaması ve sınıflandırması hedeflenmektedir.
- CSPSPPF (Cross Stage Partial Spatial Pyramid Pooling - Fast) Entegrasyonu: Metodolojinin ikinci bileşeni, CSPSPPF modülünün entegrasyonudur. Bu modül, geleneksel Uzamsal Piramit Havuzlama çerçevesinin yeni bir varyasyonu olup, Cross Stage Partial (CSP) mimarisi ve Uzamsal Piramit Havuzlama (SPP) bileşenlerinin hız için optimize edilmiş birleşimidir. CSP yapısı, hesaplama yükünü azaltarak ve özellik haritası kullanımının verimliliğini artırarak, SPP bileşeni ise sağlam çok ölçekli özellik toplama sağlamaktadır. CSPSPPF'nin 'Fast' (Hızlı) yönü, yüksek işlem hızlarını koruma üzerine odaklanan akıcı bir yaklaşımı ifade etmektedir.
- Mish Aktivasyon Fonksiyonunun Uygulanması: Model geliştirme metodolojisinin son birleşeni, ağ içinde Mish aktivasyon fonksiyonunun uygulanmasını içermektedir. Mish, düzgün, monoton olmayan davranışı ile bilinmektedir ve geleneksel aktivasyon fonksiyonlarına kıyasla daha iyi gradyan akışını kolaylaştırdığı gösterilmiştir. Bu durum, ağın verilerdeki daha karmaşık desenleri ve nüansları yakalamasını sağlamaktadır. Mish'in kullanımı, özellikle derin öğrenme modellerine fayda sağlamakla birlikte modelin genel doğruluğunu ve genelleştirme yeteneklerini arttırabilmektedir.
- İç Mekan Senaryoları için Veri Artırma: Metodolojinin dördüncü yönü, özellikle iç mekan ortamları için özelleştirilmiş veri artırmaya odaklanmaktadır. Değişken

aydınlatma, çevre koşulları ve iç mekan düzenleri gibi ortam koşullarını simüle ederek daha kapsamlı bir eğitim veri seti oluşturmayı içermektedir. Bu artırma, modelin aşırı uyuma karşı sağlamlığını artırmada yardımcı olmanın yanı sıra, gerçek dünya iç mekan ayarlarında konuşlandırıldığında daha iyi genelleştirme yeteneği sağlamaktadır.

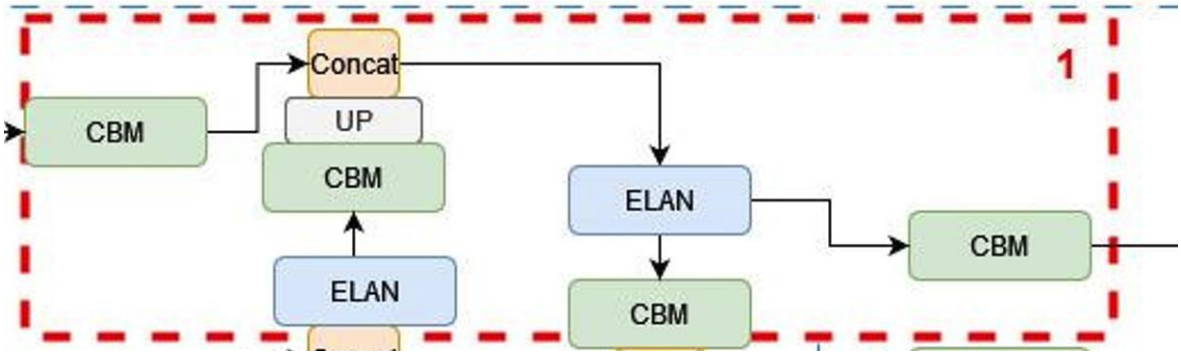
Tez kapsamında geliştirilen model olan YOLO-IHD'nin ağ yapısı Şekil 4.1'de gösterilmiş ve belirtilen iyileştirmeler kırmızı çizgili karelerle işaretlenmiştir.



Şekil 4.1. YOLO-IHD network yapısı

4.1. Küçük Obje Tespit Katmanı

Daha küçük nesneler, daha büyük nesnelere kıyasla daha az piksel ve bilgi içermektedir. Bu nedenle, daha yüksek çözünürlüklü özellik haritaları, küçük nesnelerin detaylarını korumada daha etkilidir. YOLOv7-tiny'nin tipik olarak 20x20, 40x40, 80x80 gibi çözünürlüklerde özellik haritaları kullandığı bağlamında, iç mekanlarda drone'la insan tespiti yapan modelde, küçük nesnelerin tespit zorluğu, tespit başlığını değiştirerek ele alınmıştır. YOLOv7-tiny modeli çeşitli uygulamalarda yetkinliğini gösterse de evrişim tabanlı özellik çıkarma mekanizması küçük nesnelerin tespit performansını sınırlamaktadır. Ağ derinliği arttıkça, özellik haritası çözünürlüğü azalmakta ve küçük hedeflerin tespitinde potansiyel doğruluk eksikliklerine yol açmaktadır.



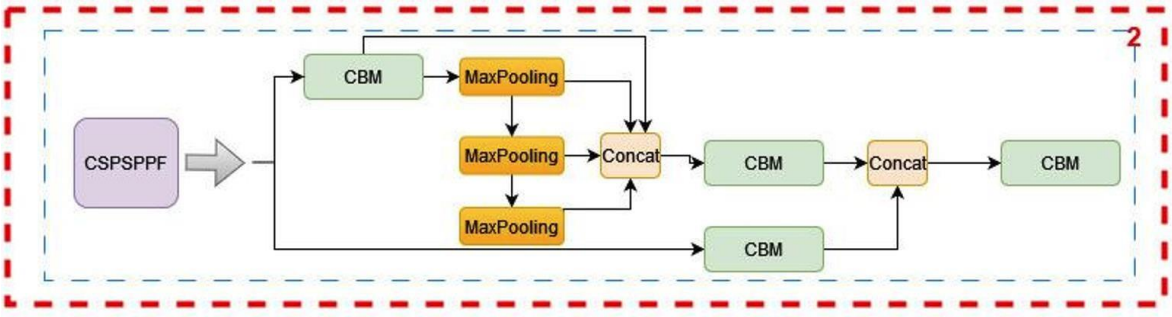
Şekil 4.2. Tez kapsamında geliştirilen modelin küçük obje tespit katmanı

Orijinal YOLOv7-tiny modeli 20x20, 40x40, 80x80 çözünürlüğünde üç tespit başlığı içermektedir. Temel modele yeni bir küçük nesne tespit katmanı eklenmiştir. Bu katman, temel modeldeki P2 katmanına benzer ve 160x160 çözünürlüğe sahiptir, böylece daha detaylı özellikler sağlamakla birlikte karmaşık iç mekan ortamlarında daha küçük hedeflerin tespitine olanak tanımaktadır. Bu katman, iç mekanlardaki değişken ve sıklıkla kalabalık arka planlarda insan figürlerinin tespit yeteneğini artırmak için YOLOv7-tiny modeline entegre edilmiştir. Bu ekleme, modelin daha küçük hedefler için tespit performansını sadece iyileştirmekle kalmamış, aynı zamanda daha büyük hedefler için doğruluğunu da korumuştur. Yüksek çözünürlüklü özellik haritasına sahip P2 katmanı tespit başlığının entegrasyonu, özellikle ölçek değişkenliği ve düşük aydınlatma, gölge kaplaması gibi iç mekan senaryolarında karşılaşılan zorlukları ele almakta etkili olmuştur. Küçük nesne katmanının eklenmesiyle birlikte, modelin tespit mimarisi artık 20x20, 40x40, 80x80 ve yeni eklenen 160x160 çözünürlüğünde başlıkları içermektedir. Tespit başlıklarındaki bu

genişleme, modelin özellikle iç mekan ortamlarında daha küçük nesneleri tespit etmede etkinliğini artırarak, çeşitli boyutlardaki nesneleri doğru bir şekilde tanımlama kapasitesini önemli ölçüde geliştirmiştir.

4.2. Mekansal Piramit Havuzlama (SPP)

YOLOv7-tiny sinir ağı modelinde, Uzamsal Piramit Havuzlama (SPP) [97] modülü entegre edilmiştir ve bu modül, çeşitli ölçeklerde havuzlama işlemleri gerçekleştirmektedir. SPP, son evrişimli katmandan sonra konumlandırılmış olup, Şekil 4.3'te gösterilen görüntünün farklı bölgelerinden bağlamsal bilgileri toplamaktadır. Bu uygulama, görüntü içindeki değişen ölçeklere uyum sağlamak için farklı pencere boyutları ve adımları kullanarak, özellik haritalarının çoklu temsillerini üretmektedir. Bu çok ölçekli havuzlama yaklaşımı, özellikle aynı sahnede insan figürlerinin boyutlarının büyük ölçüde farklılık gösterdiği durumlar için oldukça yararlıdır. Örneğin, bir oda senaryosunda, İHA'ya daha yakın olan bir kişi daha büyük görünebilirken, daha uzakta olan biri daha küçük görünebilir. SPP'nin bu uygulanması, modelin her iki senaryodaki ilgili özelliklerini etkili bir şekilde yakalamasını sağlayarak, kameradan farklı mesafelerde insan tespit yeteneklerini artırmaktadır. YOLOv7-tiny mimarisinde, SPP modülü, Cross Stage Partial Spatial Pyramid Pooling (CSPSPP) [98] olarak güncellenmiştir. Geleneksel SPP'nin bir evrimi olan CSPSPP, bir CSP (Cross Stage Partial) yapısını içermekte ve eğitilen veri seti için geliştirilmiş performans sunmaktadır. CSPSPP, özellik temsilini önemli ölçüde geliştirirken, aynı zamanda parametre sayısını ve hesaplama yükünü artırmaktadır.

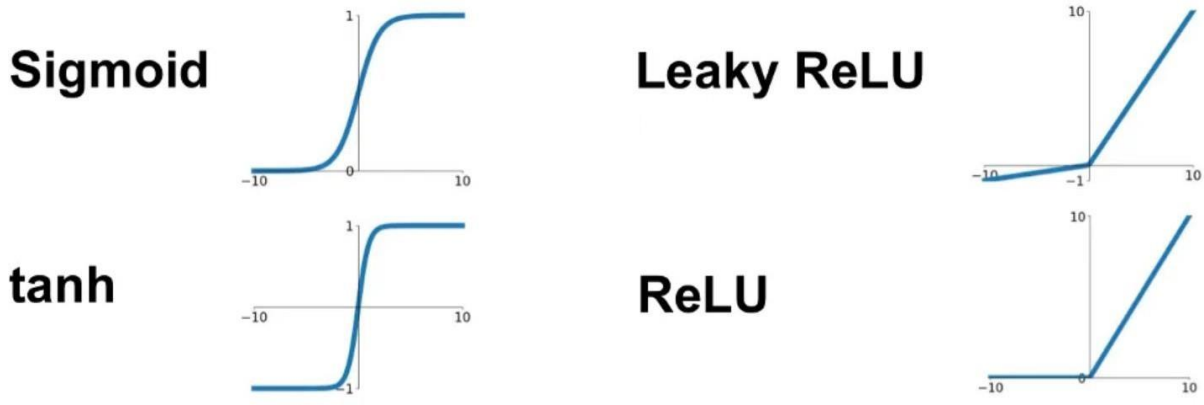


Şekil 4.3. Tez kapsamında geliştirilen modele CSPSPPF entegrasyonu

Öte yandan, SPPF (SPP-Hızlı) [98], SPP'deki paralel havuzlama işlemlerini seri bir düzene yerleştirerek verimliliği optimize etmektedir. Bu yaklaşım, ardışık 5x5 havuzlama katmanlarını kullanarak gerçekleştirilir. Burada iki katman tek bir 9x9 havuzlama katmanına ve üçü bir 13x13 katmana eşdeğerdir. Bu seri yöntem, paralel havuzlamanın etkinliğini korumanın yanı sıra, işlem verimliliğini ve tespit doğruluğunu artırmaktadır. YOLOv7-tiny modelinde model doğruluğunu ve özellik füzyonunun verimliliğini artırmak amacıyla SPPF benimsenmiştir. Düşük hesaplama yükü nedeniyle, bu yaklaşım, uç cihazlarında gerçek zamanlı tespit modelleri kapsamında performans sağlamaktadır.

4.3. Aktivasyon Fonksiyonu (Activation Function)

Aktivasyon fonksiyonları, yapay sinir ağlarında oldukça önemli bir rol oynamaktadırlar. Bu fonksiyonlar, bir nöronun çıktısını hesaplamak için kullanılan matematiksel işlemleri ifade etmektedirler. Bir sinir ağındaki her nöron, girdi sinyallerini toplar, bu toplamı bir aktivasyon fonksiyonuna sokar ve bir çıktı üretir. Bu çıktı, ağın bir sonraki katmanındaki nöronlara girdi olarak iletilir. Aktivasyon fonksiyonlarının temel amacı, modelin doğrusal olmayan karmaşık desenleri öğrenebilmesini sağlamaktır. Eğer aktivasyon fonksiyonları kullanılmasaydı, sinir ağı aslında bir dizi lineer işlemden ibaret olurdu ve bu da modelin yalnızca lineer problemleri çözebileceği anlamına gelirdi. Bu sebepten dolayı aktivasyon fonksiyonları sinir ağları için oldukça önemli bir matematiksel hesaplamalardır.



Şekil 4.4. Aktivasyon fonksiyon grafikleri [99]

Aktivasyon fonksiyonları, modelin eğitimi sırasında kullanıldığı gibi, çıktıyı sınıflandırma ya da regresyon gibi belirli bir aralığa sıkıştırmak için de kullanılmaktadır. Örneğin, bir sınıflandırma problemi için, çıktıyı 0 ile 1 arasında bir değere sıkıştırmak, bir olasılık olarak

yorumlanabilmektedir. Güncel literatürdeki en sık kullanılan aktivasyon fonksiyonları ve karşılaştırmaları alt başlıklarda anlatılmıştır. Bölüm 4.3.6'da ise seçilen aktivasyon fonksiyonunun karşılaştırması ve avantajlarına yer verilmiştir.

4.3.1. Sigmoid

Sigmoid [100] aktivasyon fonksiyonu, özellikle derin öğrenme ve yapay sinir ağlarındaki erken dönem çalışmalarda sıklıkla tercih edilen bir aktivasyon fonksiyonudur. Matematiksel ifadesi Eş. 4.1'deki gibi tanımlanır. Bu fonksiyonun çıktısı her zaman 0 ile 1 arasında bir değer alır, bu nedenle özellikle ikili sınıflandırma problemlerinde çıktı katmanında kullanımı için idealdir çünkü çıktıyı olasılık gibi yorumlamak mümkündür. Sigmoid fonksiyonunun en belirgin özelliği, herhangi bir gerçek sayıyı alıp 0 ile 1 arasında bir değere sıkıştırmasıdır. Bu özellik, çıktıların belirli bir aralıkta normalleştirilmesini sağlamakta ve ağın eğitimi sırasında daha stabil bir gradyan akışı elde edilmesine yardımcı olmaktadır.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{4.1}$$

Ancak, sigmoid fonksiyonunun bazı dezavantajları da vardır. Bunlardan en önemlisi, derin ağlarda gradyan kaybı (gradient vanishing) sorununa yol açabilmesidir. Bu durum, ağın derin katmanlarında gradyanların çok düşük değerlere düşmesi ve böylece ağırlıkların güncellenmesi sırasında etkili bir öğrenmenin gerçekleşmemesi durumudur. Ayrıca, sigmoid fonksiyonu, x değerleri çok yüksek veya çok düşük olduğunda doyuma ulaşır, bu da gradyanların neredeyse sıfıra düşmesine neden olur. Bu durum, ağın eğitim sırasında hızlı bir şekilde öğrenme yeteneğini kaybetmesine yol açabilmektedir. Sigmoid fonksiyonunun simetrik olmaması da bir başka dezavantajlardandır. Optimizasyon sırasında ağırlık güncellemelerinin dengesiz bir şekilde yapılmasına ve eğitim sürecinin yavaşlamasına neden olabilmektedir. Son çalışmalarda bu ve benzeri dezavantajları nedeniyle, birçok uygulamada ReLU ve türevleri gibi diğer aktivasyon fonksiyonları sigmoid'in yerini almışlardır.

4.3.2. ReLU (Rectified Linear Unit)

ReLU [101] derin öğrenme modellerinde yaygın olarak kullanılan bir aktivasyon fonksiyonudur. Matematiksel olarak Eş. 4.2'deki gibi ifade edilir. Bu fonksiyonun temel özelliği, girdi olarak aldığı değerin sıfırdan büyük olması durumunda bu değeri doğrudan

çıktı olarak vermesi, sıfırdan küçük ya da eşit olması durumunda ise çıktının sıfır olmasıdır. ReLU'nun yaygın kullanılmasının temel sebeplerinden biri, hesaplama açısından basit olması ve gradyan kaybı (gradient vanishing) problemine karşı daha dayanıklı olmasıdır. Geleneksel aktivasyon fonksiyonları, özellikle derin ağlarda, ağırlık ve bias değerlerinin güncellenmesi sırasında gradyanların düşük olmasına sebep olabilmektedir. Bu durum, öğrenme sürecinin yavaşlamasına veya tamamen durmasına neden olabilmektedir.

$$f(x) = \max(0, x) \tag{4.2}$$

Ancak, ReLU kullanıldığında, pozitif girdiler için gradyan daima 1 olduğundan, bu tür bir gradyan kaybı sorunu minimalize edilmektedir. Bununla birlikte, ReLU'nun sıfırdan küçük değerler için çıktının sıfır olması, bazı nöronların aktivasyon sırasında tamamen sıfıra düşerek 'ölü nöron' problemine yol açabileceği bilinmektedir. Bu sorunu çözmek amacıyla Leaky ReLU gibi varyasyonlar geliştirilmiştir. Ancak, ReLU'nun sağladığı basitlik ve etkinlik, onu derin öğrenme alanında en sık kullanılan aktivasyon fonsiyonu haline getirmiştir.

4.3.3. Tanh (Hyperbolic Tangent)

Hiperbolik tanjant (tanh) [100] aktivasyon fonksiyonu, yapay sinir ağlarında sıklıkla kullanılan bir başka aktivasyon fonksiyonudur. Matematiksel olarak Eş. 4.3'deki gibi ifade edilir. Tanh fonksiyonunun çıktısı -1 ile 1 arasında değişir, bu da onu özellikle gizli katmanlarda kullanım için uygun hale getirmektedir. Sigmoid fonksiyonuna benzer bir yapıya sahip olmasına rağmen, tanh fonksiyonunun sıfır etrafında simetrik olması önemli bir avantaj sağlamaktadır. Bu simetri, ağın eğitimi sırasında gradyanların daha etkili bir şekilde yayılmasına yardımcı olabilmektedir ve negatif girdiler de dikkate alınarak ağın öğrenme süreci daha dengeli hale getirilebilmektedir.

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1 \tag{4.3}$$

Tanh fonksiyonunun avantajlarından birisi de çıktı değerlerinin geniş bir aralıkta olmasıdır. Modelin çeşitli durumları daha detaylı bir şekilde öğrenmesine olanak tanımaktadır. Aynı zamanda aktivasyonların ortalama değerinin sıfıra daha yakın olmasını sağlar. Bu özellik, ağın eğitim sürecinde optimizasyon algoritmalarının daha hızlı ve etkili bir şekilde

çalışmasına yardımcı olabilmekle birlikte ağırlık güncellemelerini de daha dengeli bir şekilde gerçekleştirebilmektedir. Ancak tanh fonksiyonu da sigmoid gibi gradyan kaybı sorunuyla karşı karşıya kalabilmektedir. Bu, özellikle derin ağlarda, aktivasyon değerleri çok yüksek veya çok düşük olduğunda gradyanların sıfıra yaklaşması ve dolayısıyla ağırlık güncellemelerinin etkisiz hale gelmesi durumudur.

4.3.4 Leaky ReLU (Leaky Rectified Linear Unit)

Leaky ReLU [102], ReLU aktivasyon fonksiyonunun bir varyasyonu olup, ReLU'nun sıfırdan küçük değerler için tamamen sıfıra eşit olması problemine bir çözüm sunmaktadır. Matematiksel olarak, Leaky ReLU fonksiyonu Eş. 4.4'deki gibi tanımlanır. Burada α çok küçük bir pozitif değerdir (genellikle 0.01 gibi). Bu küçük eğim, fonksiyonun negatif girdiler için de bir miktar aktivasyon sinyali geçirmesine izin vermekte ve 'ölü nöron' sorununu azaltmaktadır. Böylece modelin daha fazla bilgiyi korumasına olanak tanımaktadır.

$$f(x) = \begin{cases} x & x > 0 \\ \alpha x & x \leq 0 \end{cases} \tag{4.4}$$

Leaky ReLU'nun temel avantajı, ReLU'ya göre daha fazla esneklik sunması ve negatif girdilerde tamamen sıfır olmamasıdır. Bu özellik, derin öğrenme modellerinde, özellikle derin ve karmaşık ağ yapılarında öğrenme kapasitesini ve modelin genelleme yeteneğini artırabilmektedir. Negatif değerler için küçük bir eğim kullanmak, ağın sadece pozitif aktivasyonları değil, aynı zamanda negatif aktivasyonları da öğrenmesine ve bunları sonraki katmanlara aktarmasına izin verir, böylece modelin tüm potansiyel bilgileri kullanmasına olanak tanımaktadır. Özellikle derin sinir ağlarında, ReLU'nun neden olabileceği gradyan kaybı ve ölü nöron problemlerini azaltmaya yardımcı olabilmektedir. Ancak, α değerinin seçimi önemlidir; çok düşük bir değer, aktivasyon fonksiyonunun ReLU'ya çok benzer davranmasına neden olabilirken, çok yüksek bir değer modelin eğitim sürecini olumsuz etkileyebilmektedir.

4.3.5. Mish

Mish [103] aktivasyon fonksiyonu, derin öğrenme alanında nispeten yeni bir yenilik olarak ortaya çıkmış ve özellikle karmaşık yapay sinir ağları modellerinde dikkat çekici sonuçlar elde etmiştir. Mish, kendisini girdi olarak alan bir fonksiyonun çıktısını hiperbolik tanjant

fonksiyonu (tanh) ile işleyerek elde edilen bir değerin orijinal girdi ile çarpımı olarak tanımlanır. Matematiksel ifadesi Eş. 4.5'deki gibi verilmektedir. Bu ifade, aynı zamanda $x \cdot \tanh(\text{softplus}(x))$ olarak da bilinir ve softplus fonksiyonu $ln(1 + e^x)$ olarak tanımlanır.

$$f(x) = x \cdot \tanh(ln(1 + e^x)) \tag{4.5}$$

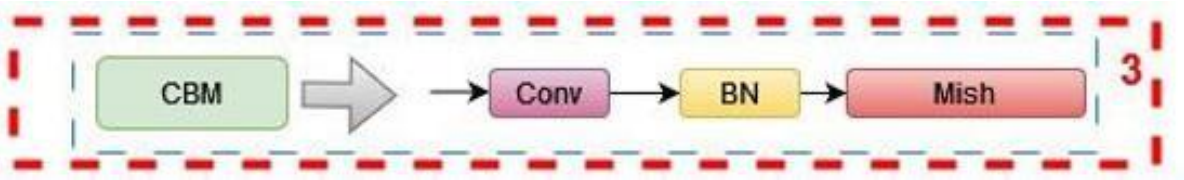
Mish fonksiyonunun temel avantajı, doğrusal olmayışı (non-lineer) ve pürüzsüz geçişleri ile modelin daha karmaşık öğrenme desenlerini kavrayabilmesine olanak tanımasıdır. Ayrıca negatif değerlere de duyarlı olması ve bu değerler üzerinde sıfırdan farklı bir çıktı üretmesi sayesinde, derin öğrenme modellerinin daha zengin bilgi temsili geliştirmesine yardımcı olmaktadır. Mish, bu özellikleriyle, ReLU ve diğer varyantları gibi aktivasyon fonksiyonlarının karşılaştığı ölü nöron problemine karşı da daha dayanıklı bir alternatif yöntem olarak değerlendirilmektedir.

Mish aktivasyon fonksiyonunun kullanılmasının bir diğer önemli avantajı, derin ağlarda gradyan akışının iyileştirilmesine katkıda bulunmasıdır. Mish'in sürekli ve türevlenebilir bir yapıya sahip olması, gradyanların ağın derin katmanlarına etkili bir şekilde yayılmasını sağlamakla birlikte eğitim sırasında daha hızlı ve kararlı bir öğrenme süreci manası taşımaktadır. Bu yetenekleriyle Mish fonksiyonu, özellikle derin ve karmaşık modellerin eğitiminde, ağın farklı bölümleri arasında bilginin etkin bir şekilde aktarılmasını ve dolayısıyla daha iyi performans elde edilmesini mümkün kılmaktadır.

4.3.6. Sonuç ve Karşılaştırma

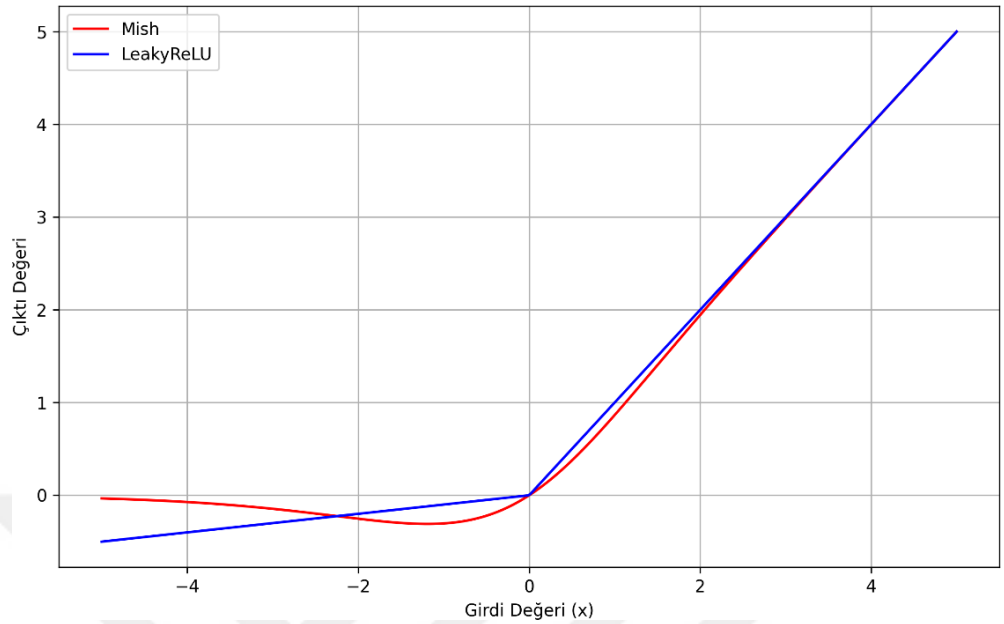
Mish aktivasyon fonksiyonunun, sınırlı sayıda parametre ve hesaplama gereksinimiyle öne çıkan hafif bir modelde (YOLOv7-tiny) kullanılması, modelin performansını artırmada önemli bir geliştirme olarak değerlendirilmekle birlikte dağıtım maliyetlerini de yükseltmemektedir. Leaky ReLU'nun aksine, Mish pozitif ve negatif giriş değerleri arasında daha sorunsuz bir geçiş sağlayarak, daha az sayıda fakat daha etkili özellik çıkarma işlemine olanak tanımaktadır. Mish'in kullanımı, pürüzsüz bir gradyan akışı sağlamakla birlikte karmaşık desenlerin tespiti ve sınıflandırılmasında da kritik öneme sahip olan geniş bir nöron aktivasyon durumu yelpazesine erişimi mümkün kılmaktadır. Ayrıca, Mish, Leaky ReLU'ya kıyasla inaktif nöron riskini daha etkin bir şekilde azaltır, bu da öğrenme sürecini tüm ağ boyunca daha dinamik bir hale getirmektedir. Mish ile güçlendirilen model, yalnızca daha

iyi öğrenme ve performans sergilemekle kalmaz aynı zamanda deneysel çalışmalarla da desteklenen geliştirilmiş verimlilik ve genelleştirme yetisi katmaktadır. Bu avantajlar, hesaplama verimliliğinden ödün verilmeden sağlandığı için modelin hafiflik yapısının da korunması mümkün olmaktadır.



Şekil 4.5. Tez kapsamında geliştirilen modelin Mish aktivasyon fonksiyonu kullanımı

Şekil 4.6'da Mish aktivasyon fonksiyonunun [-5, 5] aralığındaki x değerleri için grafiğini sergilemekte ve bu fonksiyonun temel özelliklerini grafiksel olarak ortaya koymaktadır. X değeri pozitif x-ekseni boyunca arttıkça, Mish fonksiyonunun değeri sürekli olarak yükselir ve bu durum genellikle sınırlı aktivasyon fonksiyonlarında karşılaşılan doygunluk sorunlarını etkili bir şekilde engeller. Bu sınırsız artış, sinir ağlarının öğrenme sürecinde kritik öneme sahip olan sağlam bir gradyan akışını desteklemektedir. Öte yandan, x negatif x-ekseni boyunca azaldıkça, Mish fonksiyonunun değeri yavaşça sıfıra yaklaşmaktadır. Ancak, Leaky ReLU fonksiyonunun karakteristik özellikleri dikkate alındığında Mish fonksiyonunun keskin bir şekilde sıfıra yaklaştığı gözlemlenemez. Bu yavaş sıfıra yaklaşım, özellikle hafif negatif değerlerde Mish'in pürüzsüz bir gradyan akışını korumasını sağlamakla birlikte ağın, ReLU'nun keskin sıfır kesiminden kaynaklanan kısıtlamalardan bağımsız olarak daha geniş bir giriş verisi yelpazesinden öğrenme kapasitesini arttırdığı gözlemlenmektedir. Mish fonksiyonunun bu benzersiz özelliği, derin öğrenme modellerinde değerli bir kaynak olarak ön plana çıkmakla birlikte genel ağ performansı ile öğrenme dinamiklerinde de iyileşmelere önemli katkıda da bulunur.



Şekil 4.6. Mish ve LeakyReLU aktivasyon fonksiyonu grafiksel karşılaştırması

Sonuç olarak tez kapsamında geliştirilen model olan YOLO-IHD'de baz versiyondaki LeakyReLU yerine Mish aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Kapalı ortamlarda drone ile insan tespiti gibi spesifik uygulamalar söz konusu olduğunda, Mish aktivasyon fonksiyonunun sunduğu avantajlar sayesinde, modelin çeşitli ışık koşulları, perspektifler ve insan pozisyonları gibi karmaşık senaryoları daha etkili bir şekilde işleyebildiği yapılan deneylerle gözlemlenmiştir. Bu tür uygulamalarda, modelin hassasiyet ve doğruluğunun maksimize edilmesi kritik öneme sahiptir ve Mish gibi gelişmiş aktivasyon fonksiyonları, bu hedeflere ulaşmada önemli bir rol üstelenmektedir.

4.4. Veri Artırımı (Data Augmentation)

Data augmentation, yapay zeka ve özellikle görüntü işleme alanında modelin genelleme yeteneğini artırma ve overfitting'i önleme amacıyla kritik bir öneme sahiptir. Kapalı alanlarda drone ile insan tespiti gibi spesifik ve zorlu görevlerde, modelin çeşitli aydınlatma koşulları, farklı açılardan alınmış görüntüler ve insanların farklı pozisyonları gibi geniş bir veri yelpazesinde başarılı olabilmesi için data augmentation olmazsa olmaz bir yöntemdir. Bu yöntem, mevcut veri setinin matematiksel ve geometrik dönüşümler kullanılarak genişletilmesini ifade etmektedir. Böylece, model daha robust (sağlam) ve genelleştirilebilir

hale gelmektedir. Kapalı alanlarda gerçekleştirilen insan tespitinde, çeşitli engeller, gölgeleme efektleri ve ışık değişiklikleri gibi zorluklarla karşılaşıldığında, veri artırımı bu tür senaryolarda modelin daha iyi performans göstermesini sağlamaktadır [104].

Data augmentation'ın önemli noktalarından birisi de uygulanacak tekniklerin çeşitliliğidir. Örneğin, görüntü döndürme, ölçeklendirme, kesme, renk değişimi gibi yöntemler modelin farklı görünümlere adaptasyonunu sağlar. YOLO-IHD gibi özel olarak geliştirilen algoritmalar için, bu tekniklerin doğru bir şekilde seçilmesi ve uygulanması, algoritmanın başarısında önemli bir belirleyici faktördür. Kapalı alanlarda insan tespiti yaparken, algoritmanın çeşitli pozisyonları, kıyafetleri ve aydınlatma koşullarını genelleyebilmesi için bu tür bir veri çeşitliliği hayati önem taşır. Ancak, veri artırımı uygularken dikkat edilmesi gereken hususlar vardır. Bu hususlardan en önemlisi ise aşırı veya yanlış uygulanan teknikler modelin gerçek dünya senaryolarından uzaklaşmasına ve yanlış öğrenmesine neden olabilmektedir. Bu nedenle, artırım tekniklerinin seçimi ve parametrelerinin ayarlanması, derin öğrenme tespit modellerinde dikkat edilmesi gereken önemli bir adımdır.

Data augmentation'ın avantajları arasında modelin genelleme kabiliyetinin artırılması ve daha çeşitli veri üzerinde eğitilmesi yer alırken, potansiyel dezavantajlar olarak veri setinin yapay olarak genişletilmesi sonucu modelin gerçek dünyaya aşırı uyum sağlayamama ihtimali bulunmaktadır. Özellikle YOLO-IHD gibi özelleştirilmiş algoritmaların geliştirilmesi sürecinde, data augmentation doğru bir şekilde kullanıldığında, kapalı alanlarda drone ile insan tespitinde önemli başarılar elde edilebilmektedir. Bu algoritmaların başarısını artırmak için data augmentation, modelin karşılaşabileceği çeşitli senaryolara adaptasyonunu sağlar ve böylece daha güvenilir ve doğru tespitler yapılmasına olanak tanır. Sonuç olarak, data augmentation, kapalı alanlarda drone ile insan tespiti gibi zorlu görevlerde başarıya ulaşmak için vazgeçilmez bir yöntemdir. Bu teknik, algoritmaların gerçek dünya koşullarında karşılaşacağı zorluklara karşı daha dirençli olmasını sağlayarak, tespit sistemlerinin doğruluk yüzdelerini önemli ölçüde iyileştirmektedir.

Kapalı alanlarda drone ile insan tespiti için veri artırım yöntemleri özenle seçilmelidir, çünkü kapalı mekanların kendine özgün zorlukları bulunmaktadır. Bu zorluklar arasında düşük ışık koşulları, dar alanlarda manevra yapma gerekliliği ve çeşitli engellerin varlığı söylenebilmektedir. Bu bağlamda, özellikle aydınlatma ve perspektif çeşitliliği sağlayan veri artırım teknikleri büyük önem taşımaktadır. Örneğin, rastgele parlaklık ve kontrast

ayarlamaları yapmak, modelin farklı ışık koşullarına adaptasyonunu artırabilmekte ve düşük ışıkta veya gölge alanlarda insanları daha etkili bir şekilde tespit etmesini sağlamaktadır. Perspektif dönüşümü, modelin farklı açılardan ve yüksekliklerden alınan görüntülerle eğitilmesine olanak tanır, bu da drone'un farklı uçuş yüksekliklerinden insanları tespit etme kabiliyetini geliştirir.

Bu çalışmada, modelin performansını maksimize etmek amacıyla, veri setinin kalitesi ve çeşitliliğini artırma yöntemleri üzerinde özellikle durulmuştur. Özellikle kapalı alanlarda drone ile insan tespiti yapılırken karşılaşılan zorluklar göz önünde bulundurularak, parlaklık ve kontrast ayarlamaları ile stratejik bulanıklık efektlerinin uygulanması, veri setini gerçek dünya koşullarını daha iyi temsil edecek şekilde artırılmıştır. Bu teknikler, iç mekan tespitleri için kullanılan modellerin eğitiminde kritik öneme sahiptirler. Çünkü değişken aydınlatma koşulları, karmaşık arka plan yapıları ve çeşitli mekansal düzenlemeler gibi benzersiz iç mekan zorluklarıyla başa çıkmak için gerekli olan çeşitliliği ve koşulları sağlamaktadır. Parlaklık ve kontrast ayarlamaları, kapalı alanların vazgeçilmez özelliği olan farklı aydınlatma koşullarını taklit etme yeteneği ile modelin bu koşullara adaptasyonunu iyileştirmektedir. Böylece, modelin farklı ışık seviyelerinde insanları tespit etme kabiliyeti önemli ölçüde artırılır. Ayrıca, bulanıklık efektlerinin uygulanması, İHA kamerasının hareketinden kaynaklanabilecek veya odak değişikliklerinden ötürü meydana gelebilecek gerçek dünya senaryolarını simüle etmek için oldukça etkilidir. Bu tür bir veri artırma, modelin hareket halindeyken veya odaklanma sorunlarıyla karşılaştığında bile insanları etkili bir şekilde tespit kabiliyetini geliştirmektedir.

Çalışma kapsamında uygulanan veri artırma stratejileri tez kapsamında oluşturulan IHD veri setinin dağılımı ve özellikleri göz önünde bulundurularak aşağıdaki başlıklarda belirtilmiştir.

Parlaklık Artırımı

Bu teknik, resimlerin parlaklık seviyelerini artırarak daha aydınlık koşulları simüle etmektedir. Kapalı alanlarda aydınlatma koşulları değişken olabilmektedir. Örneğin, bir oda gün ışığından dolayı bir anda parlak hale gelebilir veya yapay ışıklandırma aniden değişebilmektedir. Parlaklık artırımı uygulayarak, modelin bu tür ani aydınlatma değişikliklerinde insanları tespit etme yeteneği geliştirmesi hedeflenmiştir. Bu, özellikle dış

ortam ile iç ortam arasındaki geçişleri içeren veya pencerelerden gelen doğal ışığın değişken olduğu alanlar için oldukça önemlidir. Bu çerçevede veri setindeki daha zayıf ışıklandırılmış koşulları olan "Normal–Koyu" ve "Aydınlık-Normal-Koyu" resimlerde uygulanmıştır.

Azaltılmış Kontrast

Azaltılmış kontrast tekniği, nesneler arasındaki renk ve ton farklarını azaltarak daha düşük kontrastlı koşulları simüle etmektedir. Özellikle kapalı alanlarda yetersiz veya eşit olmayan aydınlatma koşullarında faydalıdır. Nesneler ve arka plan arasındaki ayrım azaldığında, modelin farklı kontrast seviyelerine karşı duyarlılığı da artmaktadır ve böylece düşük kontrastlı ortamlarda insanları algılama kabiliyeti de gelişmektedir. Bu çerçevede veri setindeki daha zayıf ışıklandırılmış koşulları olan "Aydınlık–Koyu" ve "Normal-Koyu" resimlerde uygulanmıştır ancak daha parlak koşullardaki resimlere daha az sıklıkta uygulanmıştır.

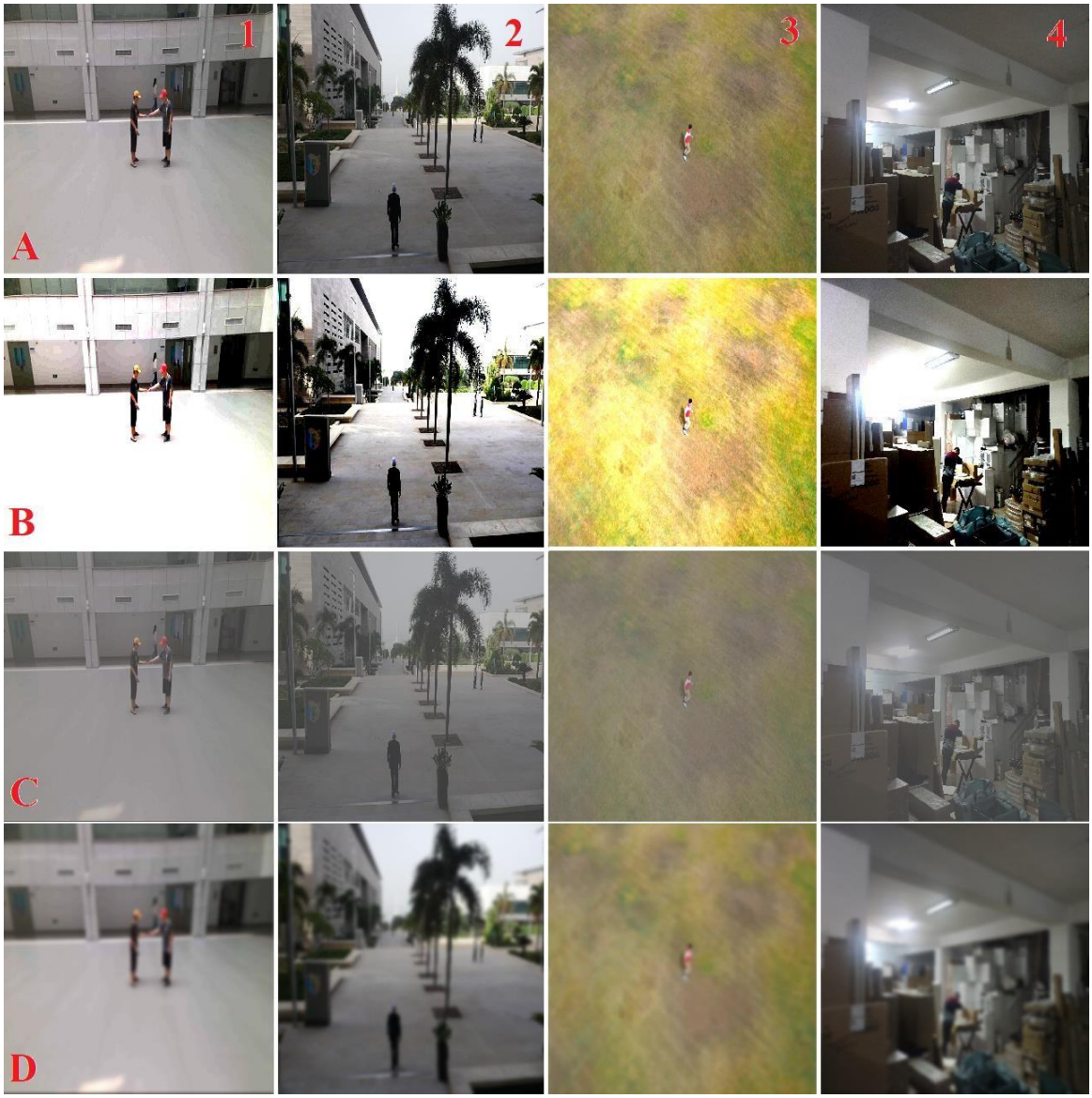
Bulanık

Bulanıklık tekniği, hareket bulanıklığı veya odak dışı bulanıklığı gibi gerçek dünya koşullarını taklit etmektedir. Hem hareketli drone'lar tarafından alınan görüntülerde hem de hareket halindeki insanları tespit etme durumlarında oldukça etkilidir. Hareket eden bir drone'un kamerası bazen bulanık görüntüler yakalayabilir ve bulanık artırımı, modelin bu tür bulanık görüntülerde bile nesneleri tespit edebilmesi için gerekli adaptasyonu sağlamaktadır. Bu çerçevede özellikle hareketin veya odak dışı durumların sıkça yaşandığı iç mekanlarda ve ışıklandırma koşullarının tamamında uygulanmıştır.

Uygulama Stratejisi

- Artırılmış Parlaklık: Toplam veri setinin yaklaşık %19'unda uygulanmış ve 2.431 adet görüntü elde edilmiştir. (Özellikle "Normal–Koyu" ve "Aydınlık-Normal-Koyu" resimlerde)
- Azaltılmış Kontrast: Toplam veri setinin yaklaşık %20'sinde uygulanmış ve 2.562 adet görüntü elde edilmiştir. (Özellikle "Aydınlık–Koyu" ve "Normal-Koyu" resimlerde)

- Bulanık: Toplam veri setinin yaklaşık %34'ünde uygulanmış ve 4.357 adet görüntü elde edilmiştir. (Özellikle iç mekan ve ışıklandırma koşullarının tamamını içeren resimlerde)



Şekil 4.7. UAVHuman veri seti (1), UAV123 veri seti (2-3), özgün toplanan veri seti (4), orijinal görüntü (A), artırılmış parlaklık (B), azaltılmış kontrast (C), bulanık (D)

Sonuç olarak, uygulanan teknikler ile model, farklı aydınlatma koşulları, karmaşık arka planlar ve çeşitli mekansal düzenlemeler altında insanları tespit etme konusunda önemli ölçüde daha başarılı olmuştur. Veri artırma tekniklerinin akıllıca uygulanması, İHA uygulamaları için güçlü, uyumlu ve doğru bir iç mekan insan tespit sisteminin geliştirilmesinde hayati bir rol oynamaktadır. Bu yaklaşım, kapalı alanlarda drone ile insan tespiti gerçekleştiren sistemlerin gerçek dünya koşullarına olan adaptasyonunu ve

dolayısıyla genel performansını önemli ölçüde iyileştirmektedir. Tez kapsamında IHD Veri Seti üzerinde yapılan veri artırma tekniği, modelin çeşitliliğe olan adaptasyonunu ve bu tekniklerin uygulanmasının ne kadar önemli olduğunun kanıtı niteliğindedir. Veri setlerinin detayları ve bu tekniklerin uygulamasının etkileri, tezin ilerleyen bölümlerinde, özellikle Bölüm 5'de, daha detaylı bir şekilde sunulmuştur.

4.5. YOLO-IHD: Önerilen Tespit Modeli Mimarisi Karşılaştırma

Tez çalışması kapsamında, kaynak kısıtlı uç cihazlar üzerinde drone ile gerçek zamanlı kapalı alanlarda insan tespiti yapmak için özel olarak geliştirilen model olan YOLO-IHD ile baz model olan YOLOv7-tiny mimarisi Şekil 4.8'de gösterilmiştir. Temel olarak baz model YOLOv7-tiny modeli, görüntüler içerisindeki nesneleri tek bir ağ geçişinde (forward pass) algılayabilen bir derin öğrenme modelidir. Modelin adı "You Only Look Once" kavramından gelmekte ve modelin görüntü üzerinde tek bir seferde tahminlerde bulunabilmesi manası taşımaktadır. Bu hızlı işlem kabiliyeti, YOLO modellerini gerçek zamanlı uygulamalar için önemli bir seçenek haline getirmektedir.

Modelin çalışma prensibinin anlaşılabilir olması için öncelikle aşağıdaki modüllerin ve yapıların işleyişi sunulmuştur.

- **Backbone**: Modelin temel kısmıdır ve özellik çıkarma işlemini gerçekleştirir. Çeşitli katmanlardan oluşur ve girdi olarak aldığı görüntülerden karmaşık özellikleri öğrenmektedir.
- **Neck**: Backbone ve Prediction katmanları arasındaki geçiş bölümüdür. Çeşitli ölçeklerdeki özelliklerin bir araya getirilmesini ve işlenmesini sağlamaktadır.
- **Prediction**: Modelin çıktı katmanıdır. Bu bölümde, nesnelerin sınıfları ve konumları hakkında tahminler yapılmaktadır.
- **DETECT**: Bu kısımda, nesnelerin varlığı, sınıfları ve sınırlayıcı kutuları (bounding boxes) belirlenmektedir. Modelin son çıktısıdır ve genellikle her bir sınırlayıcı kutu için bir sınıf skoru, bir nesne varlığı skoru ve kutunun koordinatları içerin çıktı üretilir.
- **CBL**: Convolutional Layer (Conv), Batch Normalization (BN) ve Leaky ReLU aktivasyon fonksiyonundan oluşan bir bloktur. Conv katmanı, görüntünün farklı bölgelerinde yerel özellikleri tespit etmek için küçük matrisler (filtreler) kullanır. Her

filtre, belirli bir özelliği (örneğin, kenarlar, köşeler veya dokular) algılamak üzere eğitilir. Görüntü üzerinde kaydırılarak farklı özellik haritaları üretilir. BN ise her katmandan çıkan aktivasyonların dağılımını normalleştiren bir yöntemdir. Bu durum içsel covaryans kaymasını (internal covariate shift) azaltır, yani eğitim sırasında her katmanın girdi dağılımının değişmesini engeller ve böylece eğitimi hızlandırır ve daha yüksek öğrenme hızları kullanılmasına imkan tanır. Leaky ReLU, negatif değerler için küçük bir eğim sağlayarak aktivasyon fonksiyonu olarak hizmet eder ve ölü nöron problemini azaltır.

- **CBM**: Convolutional Layer (Conv), Batch Normalization (BN) ve Mish aktivasyon fonksiyonundan oluşan bir bloktur. CBL'den farklı olarak Mish aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Genellikle ReLU'nun bir alternatifi olarak kullanılır. ReLU'nun aksine, Mish negatif değerleri de korur ve sıfırın altındaki değerler için de bir çıktı üretir, bu da modelin negatif girdiler üzerinde bilgi kaybını azaltmasına yardımcı olmaktadır. Mish aktivasyon fonksiyonu ile ilgili detaylı bilgi ve özellikler Bölüm 4.3.5.'te sunulmuştur.
- **ELAN**: Efficient Layer Aggregation Networks, çeşitli katmanlardan gelen özellikleri verimli bir şekilde birleştiren bir yapıdır. Bu yapı, derin öğrenme modellerinde sıklıkla karşılaşılan bir zorluk olan bilgi kaybını azaltmaya yardımcı olmaktadır. ELAN, Farklı katmanlardan elde edilen özellikleri toplayarak hem düşük seviye (detay) hem de yüksek seviye (soyut) bilgilerin daha iyi korunmasını ve kullanılmasını sağlamaktadır.
- **MaxPooling**: Bu katman, özellik haritalarının boyutunu azaltmak için kullanılır. Her pooling penceresindeki maksimum değeri alır, böylece önemli özellikleri korurken veri miktarını düşürür.
- **Concat**: Farklı katmanlardan gelen özellik haritalarını birleştirir. Bu işlem, farklı seviyelerdeki özelliklerin bir arada kullanılmasını sağlamaktadır, böylece model daha zengin özellik bilgileri elde edebilmektedir.
- **UP**: Bu terim genellikle özellik haritalarını boyut olarak büyütme işlemi olan upsampling'i ifade eder. Genellikle transpoze konvolüsyonlar ya da en yakın komşu (nearest neighbor) gibi yöntemlerle gerçekleştirilir.
- **CSPSPP**: CSPNet (Cross Stage Partial Network), özellik haritalarını iki yola ayırır ve ardından bir yoldaki özellikleri işledikten sonra tekrar birleştirir. Bu yöntem, ağın daha verimli bir şekilde öğrenmesini ve daha hızlı çalışmasını sağlar, çünkü gereksiz

hesaplamaların önüne geçilmiştir. SPP (Spatial Pyramid Pooling), özellik haritalarının çeşitli boyutlardaki bölümlerini havuzlama işlemine tabi tutar. Böylece model, nesnelerin değişken boyutlarına karşı daha dayanıklı hale gelir. Çünkü SPP, sabit boyutlu bir çıktı üretir ve bu çıktı, nesnenin orijinal boyutundan veya konumundan bağımsızdır.

- **CSPSPPF**: Tez çalışmasında geliştirilen modelde kullanılan yöntem olan CSPSPPF'nin detayları Bölüm 4.2'de sunulmuştur.

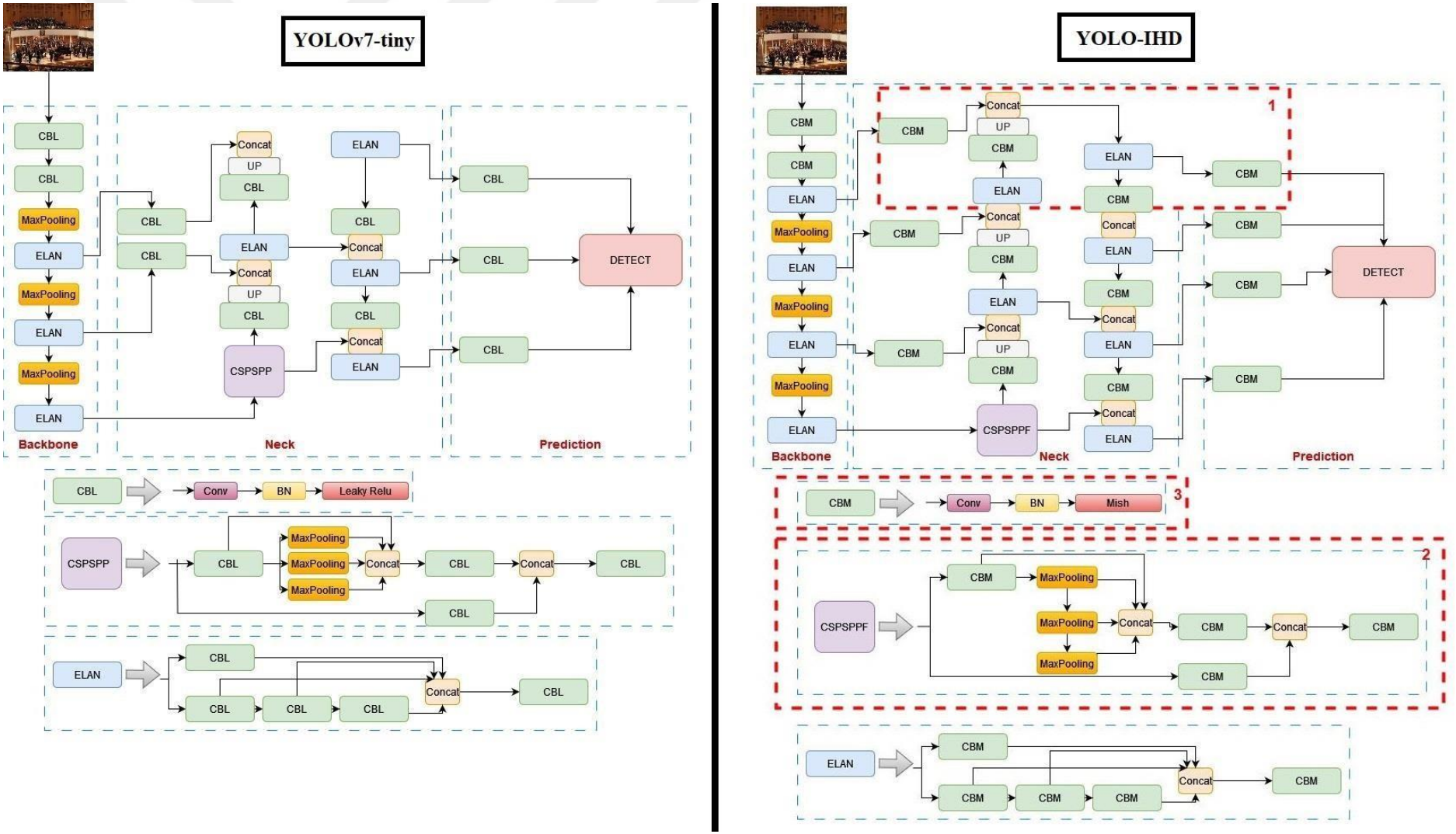
Bu kapsamda modelin çalışma prensibi aşağıda sunulmuştur.

1. Giriş ve Backbone
   - **Giriş**: Modelin işlemeye başladığı yerdir. Burada, model bir görüntüyü alır ve ilk olarak görüntüden özellikleri çıkarmak için backbone ağına sokar. Giriş genellikle belirli bir boyut ve önceden işlenmiş formatta olmaktadır.
   - **Backbone**: Modelin özellik çıkarma bölümüdür. Buradaki katmanlar, çeşitli düzeylerdeki özellikleri (örneğin, dokular, kenarlar, renk geçişleri) algılamak için tasarlanmıştır. Backbone genellikle bir dizi CBM veya CBL bloğundan oluşur ve her blok kendi filtre setine sahip konvolüsyon katmanları, normalizasyon' ve aktivasyon fonksiyonları içerir. Backbone'un amacı, görüntünün karmaşık bir temsilini elde etmek ve yüksek düzeyli özellikler çıkarmaktır.
2. Özellik Birleştirme ve Boyutlandırma (Neck)
   - **Özellik Birleştirme**: Çıkarılan özellikler, farklı ölçeklerdeki bilgileri bir araya getirmek için birleştirilir. Bu durum hem küçük hem de büyük nesneleri algılama yeteneğini geliştirmektedir.
   - **Boyutlandırma:** Model, özellik haritalarını bazen küçültmek (downsampling veya pooling) bazen de büyütmek (upsampling) için işlemler uygular. Bu süreç, detayları korurken özellik haritalarını daha işlenebilir hale getirir.
   - **Neck:** Bu bölüm ayrıca çeşitli özellik çıkarma bloklarını (örneğin CSPSPP veya E-LAN) içerebilir ve özellik haritalarının daha verimli bir şekilde birleştirilmesine ve iletilmesine yardımcı olur.
3. Tahmin (Prediction)
   - Modelin son katmanlarına yaklaşırken, çıkarılan ve işlenmiş özellikler sınıflandırma ve sınırlayıcı kutuların (bounding boxes) koordinatları gibi nesne tahminlerine dönüştürülür.

- Her bir sınırlayıcı kutu için bir sınıf olasılığı, bir nesne varlığı skoru ve kutunun boyut ve konum koordinatları hesaplanır.
- Tahmin katmanı, bu işlemleri genellikle bir dizi özel katman (örneğin, konvolüsyonel katmanlar) kullanarak yapmaktadır.

4. Algılama (Detection)
   - **Algılama**: Tahmin edilen sınırlayıcı kutular ve sınıf skorları, nihai algılama çıktısını oluşturmak üzere işlenir.
   - **Filtreleme**: Aynı nesneyi birden fazla kez algılamamak için, non-maximum suppression (NMS) gibi teknikler kullanılır ve en yüksek skorlu sınırlayıcı kutular seçilir.
   - Algılama işlemi, modelin gerçek dünya koordinatlarına uygun sınırlayıcı kutular ve sınıfları ile birlikte görüntü üzerindeki nesneleri tanıması sağlanmaktadır.
5. Sonuçların İyileştirilmesi ve Çıktı:
   - Modelin algıladığı çıktılar üzerinde iyileştirmeler yapılır. Örneğin, kutu boyutlarının ayarlanması veya sınıflandırma güvenilirliğinin artırılması gibi işlemler gerçekleştirilir.
   - Sonuçlar, uygulama gereksinimlerine göre formatlanır ve sunulur. Bu, bir görsel üzerindeki nesnelerin etiketlenmesi, koordinatlarının bir veri tabanına kaydedilmesi veya bir uyarı sistemi içinde kullanılması olabilmektedir. Tez çalışmasındaki amaç ve kapsam gereği sonuçlar doğrudan video akışı üzerinde gösterilmektedir.
   - Son olarak, modelin performansını artırmak için geri bildirimler ve sürekli eğitim ile sonuçlar üzerinde iyileştirmeler yapılır ve modelin doğruluğu arttırılır.

YOLOv7-tiny, hafif ve hızlı bir model olmasına rağmen, derin ve geniş ölçekli modellere kıyasla yüksek bir doğruluk sağlamak için tasarlanmıştır. Özellikle hafif cihazlarda ve gerçek zamanlı uygulamalarda etkili bir şekilde çalışması için optimize edilmiştir. Bu durum, görüntüleri tek bir kez işleyerek, yüksek hızda nesneleri algılamak ve sınıflandırmak için karmaşık matematiksel işlemleri başarılı bir şekilde gerçekleştirebilen bir modeldir. Bu modelde yapılan geliştirme ve iyileştirmelerle birlikte YOLO-IHD modeli ortaya çıkartılmıştır. Baz modelde yapılan iyileştirmeler, mevcut modelin hızını ve hafifliğini etkilemeden yüksek başarım oranlarıyla doğruluğu arttırmıştır. Doğruluk oranları, model performansı, diğer ölçümleme metrikleri ve sonuçlar bir sonraki bölüm olan Bölüm 5.'te detaylı bir şekilde sunulmuştur.



Şekil 4.8. Baz model ile YOLO-IHD network mimarisi karşılaştırması

5. DENEYLER VE BULGULAR

Tezin bu bölümünde, araştırma sürecinin merkezinde yer alan deneyler ve elde edilen bulgular kapsamlı bir şekilde ele alınmıştır. İlk olarak, deneyler için temel oluşturan veri setlerinin seçimi, hazırlanış şekli ve bu süreçlerin önemi detaylı bir biçimde açıklanmıştır. Özgün olarak toplanmış ve araştırmaya özel olarak hazırlanmış veri setleri, bu bölümün odak noktalarından birini oluşmaktadır. Literatüre önemli katkılar sunması beklenen kapalı ortam IHD veri setinin toplanma metodolojisi, içeriği ve özgün özellikleri detaylandırılmıştır. Deneylerde kullanılan değerlendirme parametreleri ile eğitim ortamının seçimi ve özellikleri incelenmiş, bu faktörlerin araştırma sonuçlarına etkisi tartışılmıştır. Araştırmanın yenilikçi yönlerinden biri olan, drone teknolojisi üzerinde işlev gösterebilen ve kapalı ortamlarda insan tespiti yapabilen YOLO-IHD modelinin geliştirilmesi sürecinde elde edilen bulgular, güncel diğer derin öğrenme modelleri ile kıyaslanmış ve bu kıyaslamalar YOLO-IHD modelinin performansını, uygulama alanlarını ve potansiyel katkılarını değerlendirmek için kullanılmıştır.

5.1. Veri Seti ve Hazırlık Süreci

Model geliştirme çalışmasında, özellikle insan tespiti için iç mekan nesne tespiti konusunda birçok karmaşık ortamla karşılaşılmıştır. Karmaşık durumlar arasında düşük ışık koşulları, bulanık girişler (kaynak kamera), yakın çekim nesneler, çok uzak nesneler, farklı insan duruşları ve karışık insan koşulları bulunmaktadır. Bu senaryoların üstesinden gelmek için, veri setinin kalitesine odaklanılmıştır. Bu nedenle, eğitim setinde dört veri seti kombinasyon halinde kullanılmıştır.

```
<object-class> <x> <y> <width> <height>
```

Şekil 5.1. YOLO etiketleme formatı

Uzak mesafe nesneleri için VisDrone Veri Seti [105], orta boyutlu nesneler için UAV123 Veri Seti [106], iç mekan insan nesneleri için UAVHuman Veri Seti [107] ve düşük ışık, bulanık sahneler, insanların farklı pozisyonları ve farklı iç mekan karmaşaları gibi karmaşık ortamlar için özel olarak toplanan veri seti kullanılmıştır. Eğitim için veri setlerini hazırlamak amacıyla, onların notasyonları YOLO'nun etiket txt formatına dönüştürülmüş (Şekil 5.1) ve eğitim, doğrulama ve test dizinlerine ayrılmıştır. Her dizinde eğitim için

‘images’ ve ‘labels’ alt dizinleri bulunmaktadır. Çizelge 5.1, karmaşık ortamlarda optimal eğitim için tasarlanmış özel karışık bir veri seti (IHD Veri seti) dahil olmak üzere veri setlerinin dağılımını temsil etmektedir.

Çizelge 5.1. Çalışmalarda kullanılan veri seti dağılımı

Veri Seti	Sınıf	Eğitim Seti	Doğrulama Seti	Test Seti	Toplam
VisDrone	10	6.471	548	3.190	10.209
UAVHuman	1 (İnsan)	2.450	350	850	3.650
UAV123	1 (İnsan)	21.756	3.567	9.356	34.679
Özgün Toplanan	1 (İnsan)	1.647	205	426	2.278
IHD_Veri Seti	1 (İnsan)	9.405	1.533	1.787	12.725

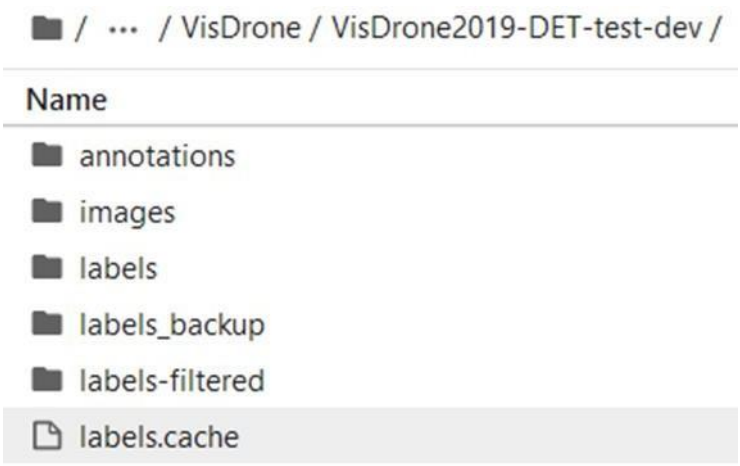
5.1.1. VisDrone Veri Seti

Drone tabanlı görüntü analizi için özel olarak geliştirilmiş olan VisDrone veri seti, çeşitli dronlardan elde edilen geniş bir görüntü ve video dizileri koleksiyonunu barındırmaktadır. Kentsel ve kırsal manzaraların geniş bir aralığını, değişken hava koşullarını ve çeşitli nesneleri ve senaryoları kapsaması nedeniyle, hava aracı tabanlı nesne tespiti geliştirme ve değerlendirme çalışmaları için bu veri seti büyük önem taşımaktadır. VisDrone veri setinde karşılaşılan küçük nesne tespiti, yüksek nesne yoğunluğu ve karmaşık arka plan varyasyonları gibi zorluklar (Şekil 5.2), modelin tespit kabiliyetlerinin test edilmesi için sağlam bir ortam sunmaktadır. Veri setindeki nesne boyutlarının yüksek değişkenliği ve hava perspektifine olan vurgu, drone tabanlı gözetleme ve izleme uygulamaları için modelin doğruluğunu ve verimliliğini artırmada benzersiz bir fırsat oluşturmaktadır.



Şekil 5.2. VisDrone veri seti örnek görüntüleri

Veri setinin sunduğu on farklı nesne sınıfı, aralarında yaya, insan, bisiklet, araba, van, kamyon, üç tekerlekli bisiklet, tenteli üç tekerlekli bisiklet, otobüs ve motorun da bulunduğu kategorileri içermektedir. VisDrone veri setinin bu çalışmada kritik bir katkı sağlaması, uzak hava perspektifinden çekilmiş küçük boyutlu insan nesnelerinin toplanmış olmasıdır. Şekil 5.3'te dönüştürülen ve hazırlanan VisDrone veri seti test setinin bir dizinini sunmaktadır.



Şekil 5.3. Visdrone test setinin dönüştürülmüş dizini

5.1.2. UAVHuman Veri Seti

UAVHuman, hava perspektiflerinden insan tespiti ve aktivite tanıma üzerine yoğunlaşan geniş kapsamlı bir veri seti olarak geliştirilmiştir. İç mekan sahneleri ve insan tabanlı eylemlerle ilgili olarak, insan gözetimi gibi uygulamaların ilerlemesi açısından bu veri

setinin kritik bir önemi bulunmaktadır. Farklı çevresel koşullarda yakalanmış geniş bir insan aktivitesi ve duruşları yelpazesi sunan UAVHuman (Şekil 5.4), insan tespit algoritmalarının eğitilmesi ve test edilmesi için zengin bir kaynak teşkil etmektedir. Veri setinde yer alan insan konularının ölçek, yönelim ve yoğunluk açısından gösterdiği çeşitlilik, tahmin modellerinin özellikle karmaşık ve dinamik senaryolarda yüksek doğruluk ve güvenilirlik sergileyebilmesi için önemli zorluklar arz etmektedir.



Şekil 5.4. UAVHuman veri seti örnek görüntüleri

Modelin hava perspektiflerinden insanları doğru bir şekilde tespit edebilmesi ve takip edebilmesi yeteneğinin artırılması amacıyla UAVHuman veri seti eğitim sürecine dahil edilmiştir. Bu süreç, drone tabanlı etkin insan gözetimi uygulamaları için hayati önem taşımaktadır. Söz konusu veri seti içinde "ActionRecognition" video setleri özel olarak kullanılmış ve eğitim süreci için işlenmiştir. Videolar, çeşitli iç mekan koşullarında ve insan figürlerinin farklı pozisyonlarını içerecek şekilde kaydedilmiştir. Veri setinin zenginliğini artırmak üzere, RGB videoların yanı sıra Fisheye videolar da kullanıma sunulmuştur. Bu veri setinin çalışmaya sağladığı temel katkı, iç mekan hava görünümünden büyük boyutlu insan nesnelerinin sağlanması olmuştur.

5.1.3. UAV123 Veri seti

UAV123 veri seti, hava platformlarından nesne takibi amacıyla özel olarak tasarlanmıştır ve insan modellemesine benzersiz bir perspektif kazandırmıştır. Bu veri seti, nesnelerin farklı çevresel koşullarda, çeşitli irtifalar ve hızlar dahilinde takip edildiği senaryoları barındırmaktadır. UAV123 veri setinin insan tespitindeki önemi, gerçek dünya uygulamalarında modelin takip doğruluğunu ve güvenilirliğini artırabilecek zengin dinamik dizi koleksiyonunu sağlamasından kaynaklanmaktadır. UAV123 veri seti tarafından sunulan

zorluklar arasında, hızlı nesne hareketleri, değişen ölçekler ve kaplamalar yer almaktadır; bunlar etkili bir insan tespit modelinin geliştirilmesinde kritik faktörlerdir. Veri seti örneği Şekil 5.5'te gösterilmiştir.



Şekil 5.5. UAV123 veri seti örnek görüntüleri

UAV123 veri seti üzerinde eğitim ve değerlendirme yapılması, modelin nesne takibi görevlerindeki performansını artırmakla kalmayıp, çeşitli hava gözetimi bağlamlarında adaptasyonunu ve etkinliğini de güçlendirmektedir. Bu veri setinin çalışmaya sunduğu temel katkı, hava görünümünden elde edilen orta ölçekli insan nesnelerinin toplanmasından meydana gelmektedir.

5.1.4. Çalışma kapsamında özgün toplanan veri seti

Kapalı alanlarda drone ile insan tespiti, güncel literatürde araştırma konusu pek bulunmayan bir alandır. İnsan tespit modelleri ve drone ile geliştirilmiş obje tespit modelleri bulunmaktadır ancak drone üzerinde çalışabilen ve drone perspektifiyle özellikle kapalı alanlarda insan tespiti üzerine yapılmış bir çalışma bulunmamaktadır. Bu kapsamda, etkili bir insan tespiti sistemi geliştirebilmek için, özgün ve geniş bir veri setine ihtiyaç duyulmaktadır. Kapalı alanlar, ışıklandırma, mekanın yapısı, engeller ve insanların konumu gibi faktörlerin çeşitliliği nedeniyle, açık alanlara göre daha karmaşık senaryolar

sunmaktadır. Bu nedenle, kapalı alanlarda drone ile insan tespiti için özel olarak tasarlanmış veri setleri, algoritmanın bu karmaşık ortamlarda doğru tahminler yapabilmesi için hayati öneme sahiptir. Veri toplama sürecinde, farklı ışık koşulları, mekan çeşitliliği, insanların pozisyonları ve grup dinamikleri gibi faktörler dikkate alınmalıdır. Bu çeşitlilik, modelin genelleştirme yeteneğini artırır ve gerçek dünya senaryolarında karşılaşabileceği durumları simüle eder.

Hava platformlarından nesne tespiti için mevcut veri setleri, genel olarak güçlü ve yaygın senaryolar üzerine inşa edilmiştir. Ancak, düşük ışık koşulları, farklı irtifalar ve bulanık iç mekan koşulları gibi daha özel durumlar söz konusu olduğunda, bu veri setleri, iç mekan insan tespit modellerinin optimal eğitimi ve performans tespiti için yeterli değillerdir. Bu eksikliği gidermek amacıyla, bu çalışmada, mevcut üç veri setinin yanı sıra özgün olarak toplanan veri seti de dahil edilmiştir. Özgün olarak toplanan veri seti, mağaralar, stadyumlar, alışveriş merkezleri, depolar ve ofisler gibi çeşitli karmaşık iç mekanlarından toplanmıştır. Bu veri setinin geliştirilmesindeki temel hedef, çeşitliliği artırarak, modelin gerçek dünya iç mekan senaryolarında etkin bir şekilde çalışabilmesini sağlamaktır. Ek olarak, özgün veri seti, dronların hareket sırasında yaşadığı titreşimleri yansıtan bulanık görüntüler de içermektedir. Çünkü birçok gerçek zamanlı uygulama, nesne tespitinde bulanık piksellere ve düşük kaliteye sahip görüntülerle başa çıkmak zorundadır. İnsan tespitinde karşılaşılan zorluklardan biri olan insan vücudunun farklı duruşlarının ayırt edilmesi, bu çalışmada iç mekan koşullarında farklı insan duruşlarını ve açılarını kapsayan görüntüler ile ele alınmıştır. Şekil 5.6, özgün veri setinden seçilmiş resimler ve farklı iç mekan sahnelerini içermektedir.

Veri toplama ve işleme aşamalarında dikkat edilmesi gereken en önemli noktalardan birisi de veri kalitesidir. Kapalı alanlar için toplanan veriler, yüksek çözünürlüklü ve gürültü oranı düşük görüntülerden oluşmalıdır. Veri toplanırken verilerin, ihtiyaca göre çeşitliliği, kalitesi ve dağılımı da iyi ayarlanmalıdır. Örneğin, farklı ışık koşulları altında sürekli aynı pozisyonda ve boyutta toplanan insan verisi model eğitimi sırasında modelin fazla öğrenmesine sebebiyet verebilmektedir. Bu durumda modelin genelleme yeteneğini oldukça düşürmektedir. Ayrıca, veri etiketleme süreci, büyük bir titizlikle yürütülmelidir. Etiketleme, insanların konumunu, duruşunu ve hareketlerini doğru bir şekilde yansıtmalı, hatalı veya eksik etiketlemeler, modelin yanlış öğrenmesine yol açabilmektedir. Sonuç olarak, kapalı alanlarda drone ile insan tespiti için özgün ve kapsamlı veri setlerinin

geliştirilmesi, bu alanda yürütülen araştırma ve uygulamaların başarısını kritik ölçüde etkilemektedir. Veri setlerinin kalitesi, çeşitliliği ve toplanma yöntemleri, etkili modellemeyi ve başarılı sonuçları elde etmekte en önemli unsurlardandır.



Şekil 5.6. Özgün olarak kapalı alan senaryoları için toplanan veri seti örneği

Çalışma kapsamında özgün olarak toplanan veri seti, kapalı ortamlarda drone ile insan tespiti yapan model eğitimi için özel olarak toplanmıştır (Çizelge 5.2). Bu süreçte altı farklı iç mekan türünden görüntüler elde edilmiştir. Spesifik olarak, 373 adet görüntü günlük ofis ortamından, 622 adet görüntü alışveriş merkezlerinden, 459 adet görüntü depo alanlarından, 85 adet görüntü mağara ortamlarından, 108 adet görüntü stadyum ortamından ve 509 adet görüntü garajlardan toplanmıştır. Ek olarak, oditoryum gibi kontrollü iç mekanlardan da 122 adet görüntü elde edilmiştir. Toplamda ise bu çeşitlilikteki ortamlardan 2.278 adet görüntü farklı iç mekan senaryolarında etkili ve doğru insan tespiti için gerekli veri zenginliğini ve çeşitliliğini sunmaktadır. Bu ortamların her biri farklı dinamiklere sahip olan ve drone üzeri insan algılama modelinin hassasiyetini artırmak üzere özel seçilmiş gerçek dünya koşullarını yansıtmaktadır.

Çizelge 5.2. Özgün olarak toplanan kapalı alan veri setinin çevre koşul özellikleri

Alan	**Örnek Sayısı**	**Obje Uzaklığı**			**Işık Koşulları**		
		Uzak	**Normal**	**Yakın**	**Aydınlık**	**Normal**	**Koyu**
Ofis	373	-	170	203	100	221	52
Alışveriş Merkezi	622	377	245	-	163	459	-
Warehouse	459	265	194	-	-	157	302
Mağara	85	-	50	35	45	-	40
Stadyum	108	56	30	22	88	20	-
Garaj	509	249	158	102	-	211	298
Konser Alanı	122	98	24	-	63	47	12
Toplam	**2278**	**1045**	**871**	**362**	**459**	**1115**	**704**

Ofis ortamından elde edilen 373 adet görüntü, çeşitli aydınlatma koşulları altında insanların sıklıkla bulunabileceği ortamı temsil etmektedir. Elde edilen veri seti, ‘parlak’ aydınlatma altında 100 adet, ‘normal’ aydınlatma koşullarında 221 adet ve ‘karanlık’ aydınlatma altında 52 adet olmak üzere dağıtılmıştır. Bu dağılım, ofis ortamının günün değişik zamanlarında karşılaşabileceği doğal ve yapay ışık değişimlerini yansıtmaktadır. ‘Normal’ mesafe için 170 adet ve ‘yakın’ mesafe için 203 adet görüntü içeren bu set, drone’nun sabit pozisyonlarda bulunan insanları yakın mesafelerde tespit etme kabiliyetinin geliştirilmesi için değerli bir veri kaynağıdır. Özellikle ‘karanlık’ koşullarda toplanan görüntüler, doğal ışığın az olduğu zaman dilimlerinde veya yetersiz aydınlatma ile karşı karşıya kalınan ortamlarda modelin tespit yeteneklerinin gelişmesi açısından önem taşımaktadır. Dolayısıyla, bu veriler, çalışanların ve çeşitli ofis ekipmanlarının yarattığı gölgeleme, parlak ekran yansımaları ve

dış ışık kaynaklarından gelen yansımalar gibi çevresel etkilerin, modelin doğruluğunu nasıl etkileyebileceğini anlamak için kritik bir önem arz etmektedir.

Alışveriş merkezlerinden toplanan veri seti, model tarafından kalabalık ve geniş iç mekanlarda insan tespiti yapabilme kabiliyetini artırmak amacıyla düşünülmüştür. Toplamda 622 adet görüntü içeren bu set, 'uzak' mesafede 377 ve 'normal' aydınlatma koşullarında 459 adet görüntüyü kapsamakta olup, 'parlak' ışık altında ise 163 adet görüntü ve 'normal' mesafede 245 adet görüntü toplanmıştır. Alışveriş merkezleri, geniş alanları ve yoğun insan hareketliliği sebebiyle, drone sistemlerinin üzerindeki model gelişiminde özel bir öneme sahiptir. Bu mekanlarda, farklı aydınlatma koşulları altında ve değişen mesafelerde insanları tespit edebilme kapasitesi, özellikle acil durum yönetimi ve güvenlik uygulamalarında kritik bir ihtiyaçtır. Alışveriş merkezlerinin doğası gereği sunduğu bu çeşitlilik, çeşitli ışık seviyelerinde ve insan yoğunluğunun fazla olduğu ortamlarda etkili bir şekilde hedef tespiti gerçekleştirme yeteneklerinin geliştirilmesi için mükemmel bir eğitim çeşitliliği oluşturmaktadır.

Depo ortamlarından elde edilen veriler, 459 adet görüntüden oluşmakta çeşitli engeller ve değişken ışık koşullarının hüküm sürdüğü karmaşık iç mekanlarda insan tespiti yeteneklerini geliştirmek için önemli veriler sunmaktadır. Bu görüntülerin 'uzak' mesafede 265 ve 'normal' aydınlatma koşullarında 157 adet toplanmış, 'karanlık' ışık koşullarında ise 302 adet görüntü kaydedilmiştir. Depoların genellikle yüksek tavanlı ve geniş açık alanları bulunmaktadır, bu durum da uzak mesafelerde ve zayıf ışık koşullarında bile etkin bir biçimde insan tespiti için önemli bir veri kaynağıdır. 'Karanlık' koşullarda toplanan yoğun veri seti, depolarda sık rastlanan düşük ışık durumlarına ve olası gölgeleme etkilerine adaptasyonu vurgular. Bu tür ortamlarda güvenilir tespitler yapabilmesi için, çevresel faktörlerin ve değişken ışık koşullarının doğru bir şekilde algılanması ve yorumlanması büyük önem taşımaktadır.

Mağara kategorisi, mağaralardan toplanan 85 görüntüyü içermekte ve ağırlıklı olarak 'karanlık' ve 'parlak' aydınlatma koşulları altında, 'normal' ve 'yakın' mesafelere odaklanmaktadır. Bu koşullar, aydınlatmanın ve gölgelerin öngörülemez olduğu ortamlarda öğrenme ihtiyacı duyan modeller için önemlidir. Mağara senaryolarında, içeride kullanılan projektör aydınlatmaları nedeniyle aydınlatma koşulları genellikle karanlık veya parlak olma eğilimindedir. Özellikle arama ve kurtarma gibi kritik uygulamalar için geliştirilen

sistemlerde, modelin değişken ışık koşullarında insanları tespit etme kabiliyetini artırmak için değerli bir ortamdır. Bu tür koşullar altında, modellerin aydınlatma değişikliklerine ve yoğun gölgelere adapte olabilmesi, performanslarının doğruluğu ve güvenilirliği açısından kritik öneme sahiptir. Dolayısıyla, mağara ortamlarından toplanan veriler, zorlu ışık koşullarında etkili insan tespiti yapabilen daha dayanıklı ve esnek modellerin geliştirilmesine katkı sağlamaktadır.

Stadyumlar kategorisi, toplamda 108 adet görüntü içermekte olup, bu görüntüler çoğunlukla 'parlak' aydınlatma koşullarını yansıtmaktadır. Bu durum, stadyumların genellikle iyi aydınlatılmış senaryolarla ilişkilendirilmesinin bir yansımasıdır. Görüntülerin çeşitli mesafeler arasında dağılımı, kamera ile alandaki nesneler arasında değişen geniş bir konumlandırma yelpazesini içermektedir. Bu alan özellikle de çok sayıda insanın ve dinamik etkinliklerin olduğu ortamlarda, farklı mesafelerdeki nesneleri etkin bir şekilde tespit edebilme kabiliyetinin önemini vurgulamaktadır. Bu tür verilerin kullanılması, özellikle spor etkinlikleri ve büyük toplulukların bulunduğu diğer durumlar için geliştirilen drone sistemlerinin, geniş ve iyi aydınlatılmış alanlarda insan tespiti yapabilme yeteneklerini geliştirmeye yöneliktir.

Garajlar kategorisi, 'normal' ve 'karanlık' aydınlatma koşullarında ve tüm mesafelerde insanları tanımlama konusunda kritik bir ortam sunan 509 adet görüntü içermektedir. Özellikle güvenlik ve gözetim senaryolarında hayati öneme sahip 'uzak' ve 'normal' mesafeler için önemlidir. Garajlar, genellikle değişken ışık koşullarına ve geniş bir mesafe aralığına sahip olmasıyla, modelin güvenlik ve gözetim senaryolarında insan tespiti yapabilme kapasitesini artırmak için ideal bir ortamdır. Işıklandırma koşullarına bakıldığında ise garajlarda genellikle doğası gereği karanlık ve bazen normal ışıklandırma koşulları göze çarpmaktadır. Bu alanların özellikleri model için düşük irtifa kapalı ortamlarda karanlık alanlarda tespit için özel bir kaynak niteliğindedir.

Oditoryum kategorisi, iç mekan etkinlikleri sırasında tipik olan kontrollü aydınlatma senaryolarını yansıtması için olan 'parlak' ve 'normal' aydınlatma koşullarına odaklanan 122 adet görüntü içermektedir. Bu kategori, 'uzak' ve 'normal' mesafeleri kapsayan, iyi aydınlatılmış ortamlardaki kalabalık senaryolara vurgu yapmaktadır. Oditoryum gibi alanlar, model için kalabalık ve aydınlatması iyi ayarlanmış iç mekanlarda insan tespiti yapabilme yeteneğini değerlendirmek için önemli bir ortam sağlar. Bu ortamlar kalabalık ve

insan objelerinin tamamı görünmeyen senaryolardır. Bu ortamlarda insan objelerinin arkası dönük veya bir paçasının göründüğü sahneleri içermektedir. Bu sebeple geliştirilen model için karmaşık ve zorlu tespit yetenekleri katarken aynı zamanda görüntüler üzerinden farklı öznitelik çıkarımları için oldukça etkilidir.

5.1.5. IHD veri seti

IHA perspektifinden iç mekan insan tespiti için oluşturulan IHD Veri Seti, dört çeşitli veri setini entegre etmektdir. Bunlar; VisDrone, UAVHuman, UAV123 ve özel olarak toplanan veri setidir. Dağılımı yaklaşık olarak %40 Visdrone, %20 UAV123, %28 UAVHuman ve %12 özgün olarak toplanan veri setinden oluşmaktadır. Bu karışım, IHA tabanlı iç mekan insan tespiti senaryolarının geniş bir yelpazesini kapsayacak şekilde tasarlanmıştır. Ayrıca, diğer veri setlerinden veri birleştirilirken, sadece insan sınıflarını içeren görüntüler dahil edilmiştir. Veri seti toplam 12.725 görüntü içermektedir. Bu görüntüler, model eğitimi için üç bölüme ayrılmıştır: eğitim seti için %73 (9.405 görüntü), doğrulama seti için %12 (1.533 görüntü) ve test seti için %14 (1.787 görüntü). Çeşitli veri setlerinden verileri birleştirme sürecinde, özellikle sadece insan sınıflarını içeren görüntüler dahil için farklı açılardan ve şekillerden insan görüntüleri veri setini birçok yönüyle zenginleştirmiştir. Bu seçici yaklaşım, küçükten büyüğe çeşitli boyutlarda ve çeşitli pozlarda insan nesnelerine dair kapsamlı bir görünüm sunmuştur. Ek olarak, farklı yüksekliklerde çekilen verileri birleştirerek, çeşitli iç mekan koşullarını daha etkili bir şekilde temsil etme imkanı bulunmuştur.

IHD Veri Seti'nin hazırlanmasında, Çizelge 5.3'te gösterildiği gibi çeşitli insan nesnesi boyutları ve aydınlatma koşulları göz önünde bulundurulmuştur. Gündüz ve gece koşullarında insan sınıfı nesneleri içeren ve 7.482 görüntüye sahip VisDrone veri seti, küçük nesneler için değerli bir kaynak olarak kullanılmıştır. Belirsiz pozisyonları olan veya düşük kaliteli bazı görüntüler filtrelenmiş ve sonuç olarak IHD Veri Seti için 5.090 görüntü kullanılmıştır. UAVHuman veri setinden çoğunlukla kullanılmış, yalnızca 87 görüntü düşük kalite nedeniyle filtrelenmiştir. UAV123 veri setinden, tekrar eden sahneler ve benzer aydınlatma koşulları nedeniyle 34.679 görüntüden 2.545'i seçilmiştir. Ek olarak, alışveriş merkezleri ve normal aydınlatma ve boyutlara sahip ofisler gibi özgün toplanan veri setinden bazı veriler, önceden eğitilmiş model ağırlığında benzer verilerin bulunması nedeniyle filtrelenmiştir. Aynı filtreleme, normal aydınlatma ve boyutlara sahip depo verilerine de

uygulanmıştır. Toplamda, veri seti kalitesini ve çeşitliliğini sağlamak için gereksiz tekrarları ortadan kaldırılarak 2.278 adet özgün toplanan veri seti görüntüsünden 1.527'si kullanılmıştır.

Çizelge 5.3. IHD veri setinin dağılımı ve çevre koşul özellikleri

Veri Seti	**Obje Boyutu**	**Ortam**	**Işıklandırma**	**Örnek Sayısı**
VisDrone	Küçük	Açık Alan	Gündüze & Gece	5.090
UAVHuman	Büyük	Kapalı Alan	Normal- Karanlık	3.563
UAV123	Orta	Açık Alan	Gün Işığı (Normal-Gölge)	2.545
Özgün Toplanan	Çeşitli Boyutlar	Kapalı Alan	Aydınlık – Normal – Karanlık	1.527
IHD Veri Seti	Çeşitli Boyutlar	Açık / Kapalı Alan	Tüm Koşullar	12.725

5.2. Değerlendirme Metrikleri

Performans metriklerini değerlendirmek için yapılan deneylerde, AP (Ortalama Kesinlik), F1 Skoru ve Doğruluk kullanılmıştır. Doğruluk, doğru pozitiflerin (TP) ve doğru negatiflerin (TN) toplam belirlenen örnek sayısına oranı olarak hesaplanmıştır, bu Eş. 5.1'de gösterilmiştir. Burada, TP doğru şekilde tahmin edilen pozitif örnekleri, TN ise doğru şekilde tahmin edilen negatif örnekleri ifade etmektedir. Yanlış pozitiflerin (FP), yanlışlıkla pozitif olarak tahmin edilen örnekler olduğuna ve yanlış negatiflerin (FN), aslında pozitif olan ancak yanlışlıkla negatif olarak tahmin edilen örnekler olduğuna dikkat etmek önemlidir.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \tag{5.1}$$

Hassasiyet (precision) ve Hatırlama (recall), özellikle doğru pozitif ve yanlış pozitif tahminler arasındaki dengeye önem verilen bağlamlarda, sınıflandırma modellerinin performansını değerlendirmek için kullanılan iki temel metriktir. Hassasiyet, Eş. 5.2'de gösterildiği gibi, modelin yaptığı pozitif tahminlerin doğruluğunu ölçmektedir. Bu, doğru pozitiflerin (TP) toplamı ile doğru pozitifler ve yanlış pozitiflerin (FP) toplamına oranıdır. Yüksek hassasiyet, modelin pozitif tahminlerinde güvenilir olduğunu göstermektedir. Öte yandan, Hatırlama (Eş. 5.3), modelin tüm gerçek pozitif örnekler arasından doğru pozitifleri tespit etme yeteneğini ölçer. Bu, doğru pozitiflerin toplamı ile doğru pozitifler ve yanlış negatiflerin (FN) toplamına oranı olarak hesaplanmaktadır. Yüksek hatırlama, modelin gerçek pozitif durumların yüksek bir oranını yakalama konusunda etkili olduğunu belirtmektedir. Her iki metrik de bir modelin etkinliğini anlamak için hayati öneme sahiptir; hassasiyet, pozitif tahminlerin doğruluğuna daha çok odaklanırken, hatırlama, pozitif durumları yakalama bütünlüğüne odaklanmaktadır.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{5.2}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{5.3}$$

Ortalama Kesinlik (AP) (Eş. 5.4), olarak gösterildiği gibi, modelin nesneleri doğru bir şekilde sınıflandırma ve tahminlerin güvenine dayalı olarak sıralama yeteneğini ölçer ve genellikle çoklu sınıflar boyunca ortalama Ortalama Kesinlik (mAP) olarak özetlenir. F1 Skoru, Eş. 5.5'te gösterildiği gibi, hassasiyet ve hatırlamanın harmonik ortalaması olarak hizmet eder ve hem yanlış pozitifleri hem de yanlış negatifleri dengeler, her türlü hatanın önemli sonuçları olduğu veya dengesiz veri setlerinin bulunduğu senaryolarda kritik bir tek metrik sağlamaktadır. Birleşim üzeri Kesişim (IoU), Eş. 5.6'da gösterildiği gibi, tahmin edilen B_D ve gerçek sınırlayıcı kutular B_{GT} arasında kesişim alanının birleşim alanına oranını hesaplayarak nesne yerelleştirmenin doğruluğunu nitelendirmektedir. Birlikte, bu metrikler, bir nesne tespit modelinin yeteneklerinin kapsamlı bir değerlendirmesini sunar ve hem sınıflandırma doğruluğu hem de nesne yerelleştirmesinin kesinliği açısından değerlendirme yapılmasını sağlar, bu da farklı modellerin alandaki nüanslı bir anlayışını ve karşılaştırmasını mümkün kılmaktadır.

$$AP = \int_0^1 p(r)\mathrm{d}r \tag{5.4}$$

$$\text{F1 Score} = 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (5.5)$$

$$IoU = \frac{|B_D \cap B_{GT}|}{|B_D \cup B_{GT}|} \quad (5.6)$$

Gerçek zamanlı uygulamalar için modelin verimliliğinin değerlendirilmesinde, iki kritik performans metriğine odaklanılmıştır: GFLOPS (Saniyede Giga Kayan Nokta İşlemleri) ve FPS (Saniyede Kare Sayısı). GFLOPS, modelin hesaplama gücünün bir ölçüsü olarak sağlanmış ve modelin saniyede kaç milyar kayan nokta işlemi yapabildiğini göstermiştir, FPS ise modelin çerçeveleri zamanında işleme ve oluşturma yeteneğini yansıtmıştır. Bu metrikler, modelin verimliliğine dair kapsamlı bir içgörü sağlanmış ve yüksek hızlı hesaplama taleplerini karşılama yeteneği ile gerçek zamanlı ortamda performansı vurgulanmıştır.

5.3. Eğitim Parametreleri ve Ortamı

Bu tez çalışmasında, önerilen modelin eğitim süreci hem Visdrone hem de IHD veri setleri üzerinde gerçekleştirilmiş ve sonuçlar değerlendirilmiştir. Epochs sayısı ve batch size sırasıyla 200 ve 16 olarak belirlenmiştir. Eğitim için SGD (Stokastik Gradyan İnişi) optimizasyon algoritması kullanılmış ve başlangıç öğrenme oranı 0,01 olarak ayarlanmıştır. Deneyler ve eğitim ortamı için kullanılan sunucu ortam özellikleri şu şekildedir: Intel(R) Xeon(R) Gold 6258R CPU @2.70GHz işlemci, 512 GB RAM, NVIDIA Tesla V100 32GB XM2 GPU, CUDA sürümü 11.8, Pytorch 2.0.1+cu118 ve TorchVision 0.15.2+cu118. Kullanılan model eğitim parametreleri Çizelge 5.4'te verilmiştir.

Çizelge 5.4. Model eğitim parametreleri

Parametre	Değer
Initial Learning Rate	0.01
Epochs	200
Batch Size	16
Optimizer	SGD
Weight Decay	0.0005
Momentum	0.937

Model eğitimi sırasında, epoch sayısının 200 olarak belirlenmesinin temel nedeni, modelin karmaşıklığı ve öğrenme kapasitesine bağlı olarak yeterli öğrenme ve genelleme yapabilmesi için gereken iterasyon sayısının optimal seviyede tutulmasıdır. Genellikle, daha büyük ve karmaşık veri setleri, modelin daha iyi öğrenmesi için daha fazla epoch gerekmektedir. Ancak, aşırı öğrenme (overfitting) riskini minimize etmek amacıyla bu sayının dengelenmesi önemlidir. Yapılan model eğitimlerinden de görüleceği üzere seçilen epoch sayısı 200 de uygun optimal bir nokta sağlamaktadır. Model belirlenen epoch sayısına ulaşmadan maksimum ortalama keskinlik değerine ulaşmış ve bu durum ise daha fazla öğrenemeyeceği anlamına gelmektedir (Şekil 5.7).

Başlangıç öğrenme oranı (initial learning rate) olarak 0.01 değerinin tercih edilmesinin sebebi, model eğitiminin ilk aşamalarında hızlı bir öğrenme ve yakınsama sağlamakla birlikte, çok yüksek bir değer belirlenmesinin modelin optimum noktayı aşarak dalgalanmaya başlamasına yol açabileceği düşünülerek dengeli bir başlangıç noktası sağlamaktır. Daha düşük bir öğrenme oranı, modelin öğrenme sürecini gereksiz yere uzatabilmekte ve yerel minimumlarda sıkışma ihtimali artabilmektedir.

SGD optimizasyon algoritmasının kullanılması, genel olarak iyi bir başlangıç noktası sunmasından kaynaklanmaktadır. SGD'nin diğer optimizasyon algoritmalarına göre avantajı, her güncellemede tek bir örnek üzerinden gradyan hesaplaması yapmasıdır, bu da büyük veri setleri için özellikle faydalıdır çünkü hesaplama verimliliği sunmaktadır ve yerel minimumlarda sıkışma olasılığını azaltmaktadır. Buna karşın, örneğin Adam gibi adaptif öğrenme oranına sahip optimizasyon algoritmaları da kullanılabilmektedir ve bu algoritmalar, farklı parametreler için öğrenme oranını dinamik olarak ayarlayarak daha hızlı yakınsamayı mümkün kılmaktadır. Basitliği ve hesaplama verimliliği nedeniyle, bu çalışmada SGD önceliklendirilmiştir.

Batch size olarak 16 değerinin tercih edilmesinin sebebi kullanılan donanım kaynaklarının kısıtlarına uygun bir dengeyi bulmak ve model eğitiminin verimliliğini optimize etmektir. Daha büyük batch boyutları, genellikle daha hızlı eğitim süreçleri ve gradyan tahminlerinde daha yüksek stabilite sunarken, aynı zamanda hesaplama kaynaklarına daha fazla yük getirmekte ve yerel minimumlarda sıkışma riskini artırmaktadır. Diğer taraftan, daha küçük batch boyutları, daha sık ağırlık güncellemeleri sağlayarak modelin genelleyici kabiliyetini artırabilmektedir, ancak eğitim sürecini yavaşlatabilmekte ve gradyan tahminlerinde

gürültüye sebep olabilmektedir. Seçilen batch boyutu ile eğitim sürecinin stabilitesi ve genelleyici yeteneği arasında, öğrenme sürecinin verimliliği ile doğrudan ilişkili bir denge kurulmuştur.

Ağırlık kaybı (weight decay) ve momentum, derin öğrenme modellerinin eğitim sürecinde kullanılan iki önemli hiper parametrelerdir. Bu iki parametre, modelin eğitimi sırasında ağırlık güncellemelerini etkileyerek hem yakınsamanın hızlandırılmasına hem de aşırı öğrenmeyi (overfitting) önlemeye yardımcı olmaktadırlar.

Ağırlık kaybı, model ağırlıklarının büyüklüğünü kontrol altında tutmayı amaçlayarak aşırı öğrenmeyi önlemek için kullanılmaktadır. Ağırlık kaybı olarak belirlenen 0,0005 değeri, ağırlıkların güncellenmesi sırasında ağırlıklara uygulanan ceza teriminin miktarını gösterir. Yüksek ağırlık değerleri, modelin eğitim veri setine aşırı uyum sağlamasına ve genelleme yeteneğinin düşmesine sebep olabilmektedir. Burada belirlenen değer, ağırlıkların büyümesini kontrol altına alarak, modelin hem eğitim veri setindeki performansını iyileştirmeye hem de yeni, görülmemiş verilere iyi genelleme yapabilmesine olanak tanımaktadır.

Momentum ise gradyan iniş sürecinde, önceki adımlardaki gradyanların birikimli etkisini dikkate alarak ağırlık güncellemelerinde süreklilik ve hız kazandırmak için kullanılmaktadır. 0.937 gibi yüksek bir momentum değeri, özellikle karmaşık yüzeylerde ve derin öğrenme modellerinde sıkça karşılaşılan yerel minimumlardan kaçınmaya yardımcı olmaktadır. Momentum, önceki gradyanlar üzerinde bir hafıza etkisi oluşturarak, ağırlık güncellemelerinin sadece en son hesaplanan gradyan değil, aynı zamanda önceki gradyanların da bir birikimi olmasını sağlar. Bu, özellikle dalgalı gradyan yüzeylerinde daha hızlı yakınsamaya ve daha düzgün bir eğitim sürecine imkan vermektedir.

Bu iki parametrenin (Momentum ve Weight Decay) dikkatli bir şekilde seçilmesi, modelin eğitim sürecinin hem hızlandırılmasına hem de daha etkin bir şekilde genelleme yapabilmesine imkan vermektedir. Ağırlık kaybı ve momentum değerleri, spesifik bir problem bağlamında ve kullanılan veri setinin karakteristikleri göz önünde bulundurularak ayarlanmakta ve bu değerlerin seçimi, yapılan deneyler ve validasyon süreçlerinin sonuçlarına bağlı olarak güncellenmektedir.

Modeli eğitmeden önce, değerlendirme metriklerini tanımlamak ve eğitim parametrelerini başlatmak önemlidir. Bu amaçla seçilen parametreler şunlardır: Birleşim üzeri Kesişim (IoU) 0.5'te ortalama kesinlik (mAP@0.5), hassasiyet (precision), hatırlama (recall), saniyede kare sayısı (FPS), model parametre sayısı ve saniyede giga-kayan nokta işlemleri (GFLOPS). Hiperparametreleri ayarlamak, model performansını ve algoritmik geliştirmelerin başarısını etkilemek için hayati önem taşır. YOLOv7-tiny modelini geliştirirken tutarlı hiperparametre ayarlarını korumak önemlidir. Bu tutarlılık, model geliştirmelerinin etkinliğini sağlamakta ve geliştirmelerden önce ve sonra doğru performans karşılaştırmaları yapılmasını mümkün kılmaktadır. Algoritmayı geliştirirken hiperparametreleri değiştirmek, performans varyasyonlarının algoritmanın kendi geliştirmelerinden mi yoksa hiperparametrelerdeki değişikliklerden mi kaynaklandığını belirleme yeteneğini etkileyebilmektedir.

5.4. Sonuçlar

Tezin bu bölümünde sistem modelinde önerilen yöntemlerin ablasyon çalışmaları yürütülmüş ve adım adım iyileştirmeler incelenmiştir. Ablasyon çalışmasında başarım oranındaki artış gözlemlendikten sonra önerilen model diğer güncel YOLO modelleri ile karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmada oldukça güncel olan ve çoğu drone üzerinden yapılan tespit çalışmalarında güncel literatürde sıkça test yapılan VisDrone veri seti kullanılmıştır. Diğer YOLO modelleri ile yapılan deneylerden elde edilen bulgular ışığında önerilen model en güncel derin öğrenme modelleri ile de kıyaslama ve performans açısından incelenmiştir. Diğer YOLO harici modellerle gerçekleştirilen deneylerde kapalı alan insan tespiti performansı göz önünde bulundurulmuştur. Bu kapsamda gerçekleştirilen deneyler, özgün olarak derlenmiş ve en önemli üç farklı veri kümesi ile birlikte, özel kapalı alan senaryolarını içeren IHD veri seti üzerinde gerçekleştirilmiştir.

Tezde önerilen model olan YOLO-IHD diğer modeller ile başarım karşılaştırılması yapıldıktan sonra gerçek zamanlı performans deneyleri yürütülmüştür. Gerçek zamanlı yürütülen çalışmalarda özellikle kaynak kısıtlı gömülü bilgisayar hedef platform olarak seçilmiştir. Bu kapsamda seçilen kaynak kısıtlı bilgisayar ile drone üzerinde kapalı alanlarda insan tespit çalışmaları gerçekleştirilmiştir.

5.4.1. Önerilen modelin geliştirme adımlarının sonuçları

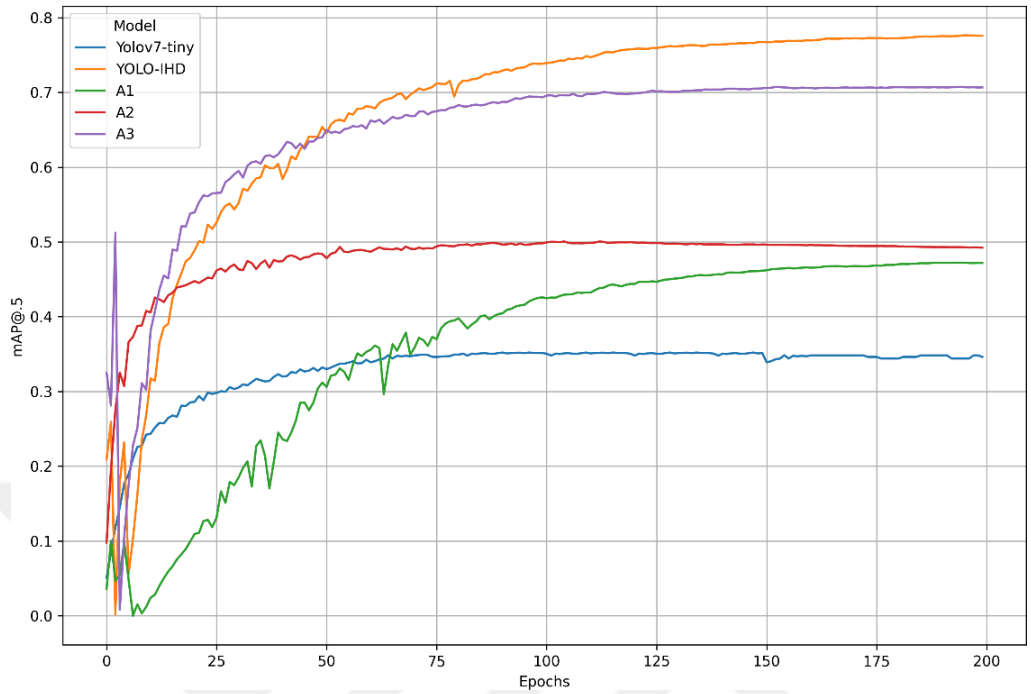
YOLO-IHD'nin etkinliğini doğrulamak için ablasyon çalışmaları gerçekleştirilmiştir. Doğruluk ve performansı sağlamak amacıyla, tüm deneyler aynı parametreler ve ortamlar kullanılarak yapılmıştır. Uyarlanabilir Non-Maximum Bastırma (Adaptive NMS) [108], nesne tespitlerindeki örtüşme eşiğini dinamik olarak ayarlayarak, yoğun sahnelerde yanlış negatifleri azaltarak doğruluğu artırır. Nesne yoğunluğuna bağlı olarak eşiği değiştirerek hassasiyet ve yanlış alarmlar arasında bir denge sağlar, bu da özellikle yakın mesafedeki nesnelerin tespiti için yararlı bir yöntemdir. Uyarlanabilir NMS algoritması, gereksiz tespit çerçevelerini yönetmek için kullanılır ve NMS eşik değeri 0,5 olarak belirlenmiştir. İki tespit kutusunun birleşim üzeri kesişim (IoU) değerleri 0,5'in altına düştüğünde, standart NMS algoritmasını takiben gereksiz tespit kutuları etkin bir şekilde bastırmaktadır.

Çizelge 5.5. IHD veri seti ile yapılan ablasyon deneylerinin sonuçları.

Adımlar	**mAP@0.5 (%)**	**Precision (%)**	**Recall (%)**	**F1 Score**
YOLOv7-tiny	35,20	49,34	36,80	0,42
A1	47,23	63,59	42,35	0,50
A2	50,05	60,18	49,64	0,54
A3	70,95	76,92	64,17	0,69
YOLO-IHD	77,71	78,83	71,60	0,75

Çizelge 5.5'te gösterildiği gibi, temel YOLOv7-tiny modeline yapılan farklı değişikliklerin adım adım katkılarını sistematik bir şekilde incelenmektedir. Temel YOLOv7-tiny modeli %35,20'lik bir mAP@0.5 elde ederken, doğruluk, geri çağırma ve F1 puanı metrikleri modelin performansının göstergesi olarak incelenmiştir. İlk adaptasyonda, A1 olarak etiketlenmiş olan, temel modele küçük nesne tespit katmanı eklenmiştir. Bu geliştirme, tüm metriklerde belirgin bir iyileşmeyle sonuçlanmış, mAP@0.5 %47,23'e yükselmiş ve buna karşılık gelen hassasiyet, hatırlama ve F1 puanlarında artışlar gözlemlenmiştir; bu da

modelin küçük nesneleri tanıma kapasitesinin geliştiğini yansıtmaktadır. A1 üzerine inşa edilen A2 uyarlaması, Cross Stage Partial Spatial Pyramid Pooling Fast (CSPSPPF) tekniğini entegre etmiştir. Bu, performansı daha da artırmış, mAP@0.5'i %50,05'e ulaştırmıştır. CSPSPPF yöntemi, modelin özellik çıkarma ve birleştirme yeteneklerini önemli ölçüde artırmıştır, bu da artan hassasiyet (precision) ve hatırlama (recall) değerlerinden anlaşılmaktadır. A3 uyarlaması, A2'yi genişleterek artırılmış veri kullanımını (data augmentation) içermektedir. Bu yöntem modelin sağlamlığını ve genelleştirme yeteneğini geliştirmek için çeşitli iç mekan koşullarını simüle etmektedir. Bu genişletme, performansta önemli bir sıçrama sağlamış, mAP@0.5 %70,95'e yükselmiştir. Çeşitli eğitim örneklerinin dahil edilmesi, modelin hassasiyeti, hatırlama ve F1 puanında belirgin iyileştirmelere yol açmıştır. Bu uyarlamaların sonucunda, Mish aktivasyon fonksiyonunu da kullanan YOLO-IHD modeli ortaya çıkmıştır. YOLO-IHD, deneylerinde en yüksek mAP@0.5 olan %77,71'i, aynı zamanda en yüksek hassasiyet, hatırlama ve F1 puanını elde edilmiştir. Aynı zamanda Mish fonksiyonunun model öğrenme dinamiklerini ve genel performansı geliştirmedeki etkinliğini vurgulamıştır. Bu ablasyon çalışması, her bir metodolojik geliştirmenin tek başına ve bütünüyle faydalarını açıkça göstermekte ve değerlendirilen basamaklarda performans açısından yeni bir standart belirleyen sağlam bir YOLO-IHD modelinin ortaya çıkmasını sağlamaktadır. Özetle, YOLO-IHD modeli baz model olan YOLOv7-tiny'nin eklenmiş Küçük Nesne Tespit Katmanı, CSPSPPF modülü, kapsamlı veri artırma ve Mish Aktivasyon Fonksiyon adımlarının eklenmesiyle geliştirilmiş drone ile kapalı alanda insan tespitine özgü bir model olarak ortaya çıkartılmıştır. Şekil 5.4'de gösterilen YOLO-IHD modelinin geliştirilmesi sırasında ardışık olarak eklenen geliştirmelerle mAP@0.5'deki artışlar gösterilmiştir.



Şekil 5.7. YOLOv7-tiny modeli üzerinde adım adım geliştirmelerin artan etkisi

5.4.2. Önerilen Modelin YOLO Tabanlı Modeller ile Karşılaştırması

Bu çalışmada, geliştirilen YOLO-IHD modelinin performansı, drone ile tespit senaryolarında karmaşıklığı ve gerçek dünya uygulamaları açısından yaygın olarak tanınan VisDrone veri seti kullanılarak diğer önde gelen SOTA (State-of-the-art) YOLO modelleriyle karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmalı analiz sırasında, insan ('Pedestrain' (Yaya) ve 'People' (İnsan) sınıfları) tespiti için Ortalama Kesinlik (AP) metriği üzerinden değerlendirme yapılmıştır. Bu yaklaşımla, sadece insan tespit değerleri dikkatlice ele alınmış ve her modelin veri setindeki çeşitli hava görüntüleri içinde insan figürlerini tanıma ve takip etme yeteneklerinin doğrudan ve ilgili bir karşılaştırması sağlanmıştır. Bu metrik ile karşılaştırmanın her modelin insan sınıfı tespiti yetkinliğini doğru bir şekilde yansıtması sağlanmıştır. Böylece, YOLO-IHD modelinin başarım oranı daha keskin bir şekilde ölçümlenebilmiştir.

Çizelge 5.6. YOLO-IHD modelinin SOTA YOLO modelleri ile karşılaştırılması

Yöntem	**Yaya (%)**	**İnsan (%)**	**mAP@0.5 (%)**
YOLOv3 [109]	12,8	7,8	10,3
YOLOv7-tiny	36,5	34,4	35,45
YOLOv7	51,4	37,1	44,25
PDWT-YOLO [109]	48,7	41,6	45,15
YOLOv8 [110]	50,2	39,7	44,95
MS-YOLOv7 [110]	63,2	51,7	57,45
YOLO-IHD	69,55	69,55	69,55

Karşılaştırmalı nesne tespiti modeli analizinde, önerilen YOLO-IHD modeli, VisDrone veri seti ile Çizelge 5.6'da sunulan sonuçlarla kanıtlandığı üzere, mevcut SOTA YOLO modellerine göre önemli başarımlar elde etmiştir. YOLO-IHD, insan tespiti için %69,55'lik bir mAP@0.5 başarısı elde etmiş ve insan ('Yaya' ve 'İnsan' sınıfları) kategorilerinde diğer modelleri açıkça geride bırakmıştır. Örneğin, 'Yaya' ve 'İnsanlar' için sırasıyla %12,8 ve %7,8 skor alan YOLOv3 gibi önceki versiyonlara ve 'Yaya' ve 'İnsanlar' için sırasıyla %36,5 ve %34,4 skor alan YOLOv7-tiny'e kıyasla YOLO-IHD, önemli gelişmeler göstermiştir. YOLOv7, PDWT-YOLO ve YOLOv8 gibi daha yeni modellerle karşılaştırıldığında da mAP@0.5 skorları %44,25 ile %45,15 arasında değişen bu modellere kıyasla, YOLO-IHD modeli önemli ölçüde daha yüksek bir doğrulukla öne çıkmaktadır. Ayrıca, 'Yaya' ve 'İnsanlar' için sırasıyla %63,2 ve %51,7 ile zaten güçlü bir tespit yeteneği sergileyen MS-YOLOv7'nin performansını da geçmiştir. YOLO-IHD'nin 'Yaya' ve 'İnsanlar' için tutarlı AP değerleri, havadan insan tespitinin zorluklarına özel olarak tasarlanmış Küçük Nesne Tespit Katmanı, CSPSPPF modülü, Veri Artırma ve Mish Aktivasyon Fonksiyonu gibi iyileştirmelerin güvenilirliğini ve etkinliğini göstermektedir.

5.4.3. Önerilen Modelin Diğer Güncel Modeller ile Karşılaştırması

Bu bölümde, YOLO-IHD modelinin iç mekan insan tespiti alanında diğer önde gelen SOTA algoritmalarla kapsamlı bir karşılaştırmasını Çizelge 5.7'de sunulmaktadır. Değerlendirme parametresi olarak, parametre sayısı (Params), GFLOP (Giga-Floating Point Operations) olarak ölçülen hesaplama karmaşıklığı, gerçek zamanlı işlem yeteneğini gösteren saniyedeki kare sayısı (FPS) ve birleşim üzeri kesişim (IoU) eşiğindeki 0.5 ortalaması olan ortalama hassasiyet (mAP@0.5) anahtar performans metrikleri üzerinden yapılmıştır. YOLO-IHD modelinin diğer en güncel algoritmalarla karşılaştırılması, IHD veri seti kullanılarak ve bir NVIDIA Tesla V100 GPU üzerinde işlenerek yapılmıştır. Bu test ortamı, performans ve verimlilik açısından bağımsız bir karşılaştırma sağlamaktadır.

Çizelge 5.7. YOLO-IHD'nin diğer SOTA metotları ile karşılaştırılması

Model	**Parametre (M)**	**GFLOPs**	**FPS**	**mAP@0.5 (%)**
YOLOv7-tiny	6,21	13,3	256,4	35,20
SSD	15,5	81,1	75,6	31,43
Faster-RCNN	137,1	246,2	18,1	33,21
CenterNet	52	109	29,4	34,82
YOLOv7	36,2	106	129,8	54,61
YOLO-IHD	6,86	18,82	186,6	77,71

Çizelge 5.6'daki karşılaştırmada, YOLO-IHD modelinin 6,86 milyon parametre ile model karmaşıklığı ve tespit etkinliği arasında dikkate değer bir denge sergilediği gözlemlenmektedir. Model, 18,82 GFLOP'luk hesaplama ihtiyacı ve 186.6 FPS'lik yüksek kare hızı ile gerçek zamanlı uygulamalar için önemli bir geliştirmeyi sergilemektedir. Önerilen model, özellikle hassasiyette ön plana çıkmakta ve 0.5 IoU eşiğinde %77,71 mAP

başarısı elde ederek, diğer modellere kıyasla önemli ölçüde başarı sağlamaktadır. Benzer olarak 6,21M parametre sayısına ve daha yüksek 256.4 FPS kare hızına sahip olan YOLOv7-tiny, tespit hassasiyetinde %35.20'lik bir mAP ile önemli ölçüde geride kalmaktadır. Daha düşük olarak 81,1 GFLOP'luk hesaplama yüküne ve 75,6 FPS orta düzey kare hızına rağmen, SSD ise %31,43'lük bir mAP ile başarı göstermektedir. Çok daha büyük bir model boyutuna (137,1M parametre) ve daha yüksek hesaplama gereksinimine (246,2 GFLOP) sahip olan Faster-RCNN, karmaşıklığını hassasiyeti artırmak için kullanamamış, %33,21'lik bir mAP ve daha düşük 18,1 FPS kare hızı elde etmiştir. CenterNet, Faster-RCNN'den daha yüksek bir kare hızı olan 29,4 FPS'ye sahip olmasına rağmen, YOLO-IHD'nin hassasiyetine ulaşamamış ve %34,82'lik bir mAP elde etmiştir. 36,2 milyon parametre sayısına ve 106 GFLOP'luk bir hesaplama gereksinimine sahip standart YOLOv7 modeli ise, azaltılmış bir kare hızı olan 129,8 FPS'de %54,61'lik bir mAP başarısı göstermiştir. Bu durum, YOLO-IHD'nin üstün hassasiyet performansını gösterilmektedir, çünkü bu model daha az parametre ve düşük bir işlem ihtiyacı ile tespit doğruluğunda önemli bir iyileştirme sunmaktadır.

Özetle, YOLO-IHD, özellikle gerçek zamanlı işleme ve yüksek tespit doğruluğunun önemli olduğu drone uygulamaları için optimize edilmiş bir iç mekan insan tespiti modeli olarak öne çıkmaktadır. Hız, doğruluk ve hesaplama verimliliği arasında ince bir denge sağlama konusunda üstünlük göstererek, İHA tabanlı iç mekan gözetim sistemleri alanında gelecekteki araştırmalar ve uygulamalar içinde önemli bir indikatör olacağı düşünülmektedir.

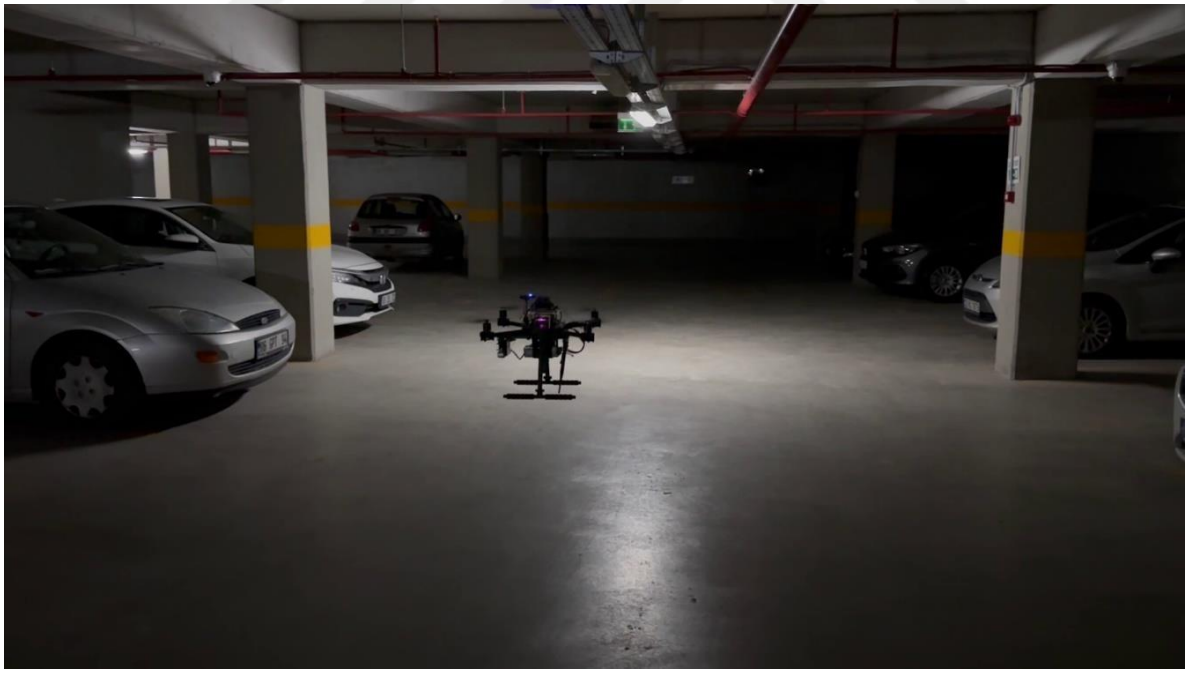
6. MODELİN GERÇEK ZAMANLI DRONE UYGULAMASI

Kapalı alanlarda gerçekleştirilen drone ile insan tespiti, özellikle arama-kurtarma operasyonları, güvenlik izleme ve tehlike yönetimi gibi kritik uygulamalar için büyük önem taşımaktadır. Bu alanda yapılan araştırmalar hem insanların güvenliğini artırmakta hem de operasyonel verimliliği önemli ölçüde iyileştirmektedir. Bu bölümde, YOLO-IHD modelinin bu kapsamda drone ile nasıl başarıyla entegre edildiğini ve gerçek zamanlı uygulamaların önündeki engelleri nasıl aştığını detaylı bir şekilde incelemektedir. Modelin geliştirilmesi, test edilmesi ve uygulanması süreçleri, kullanılan donanım bileşenleri, optimizasyon ve entegrasyon stratejileriyle birlikte kapsamlı olarak tartışılmaktadır. YOLO-IHD modelinin kapalı alanlarda insan tespiti konusundaki başarısını kanıtlayan önceki bölümlerdeki deney sonuçlarına istinaden aynı zamanda gerçek zaman performansına ve değerlendirmelerine de yer verilmektedir. Kısaca modelin sahadaki uygulanabilirliği ve etkinliği bu bölümdeki çalışmalarla desteklenmektedir.

YOLO-IHD modelinin gerçek zamanlı drone platformunda uygulanmasının temel motivasyonu, acil durumlara mümkün olan en kısa sürede müdahale edebilmek ve risk altındaki insanların yerini hızla tespit edebilmektir. Kapalı alanlarda gerçekleştirilen operasyonlar, çeşitli zorlukları beraberinde getirmekte ve bu zorlukların üstesinden gelmek için gelişmiş teknolojik çözümlere ihtiyaç duyulmaktadır. YOLO-IHD modeli, yüksek doğruluk oranı ve gerçek zaman tespit kabiliyeti sayesinde drone üzerinde uygulanabileceğini yapılan test ve deneylerle kanıtlamaktadır. Bu başarı, modelin hafif mimarisi, derin öğrenme algoritmalarının vermiş olduğu yüksek doğruluk oranı ve gerçek zamanlı veri işleme kapasitesi sayesinde mümkün olmaktadır. Drone platformunun entegrasyonu, modelin sahada etkili bir şekilde çalışmasını sağlamak için önemli bir adımdır. Bu bölümde, drone donanımının seçimi, entegrasyon süreci ve saha testleri ayrıntılı bir şekilde anlatılmaktadır, böylece modelin kapalı alanlarda drone ile tespit için kaynak kısıtlı donanım için nasıl optimize edildiği ve gerçek zamanlı durumlarla nasıl başa çıktığı gösterilmektedir. Gerçek zamanlı drone uygulaması sırasında karşılaşılan zorluklar ve bunların üstesinden gelmek için geliştirilen stratejiler de bu bölümde yer almaktadır.

6.1. Tez Kapsamında Geliştirilen Kapalı Alan Drone Sistemi

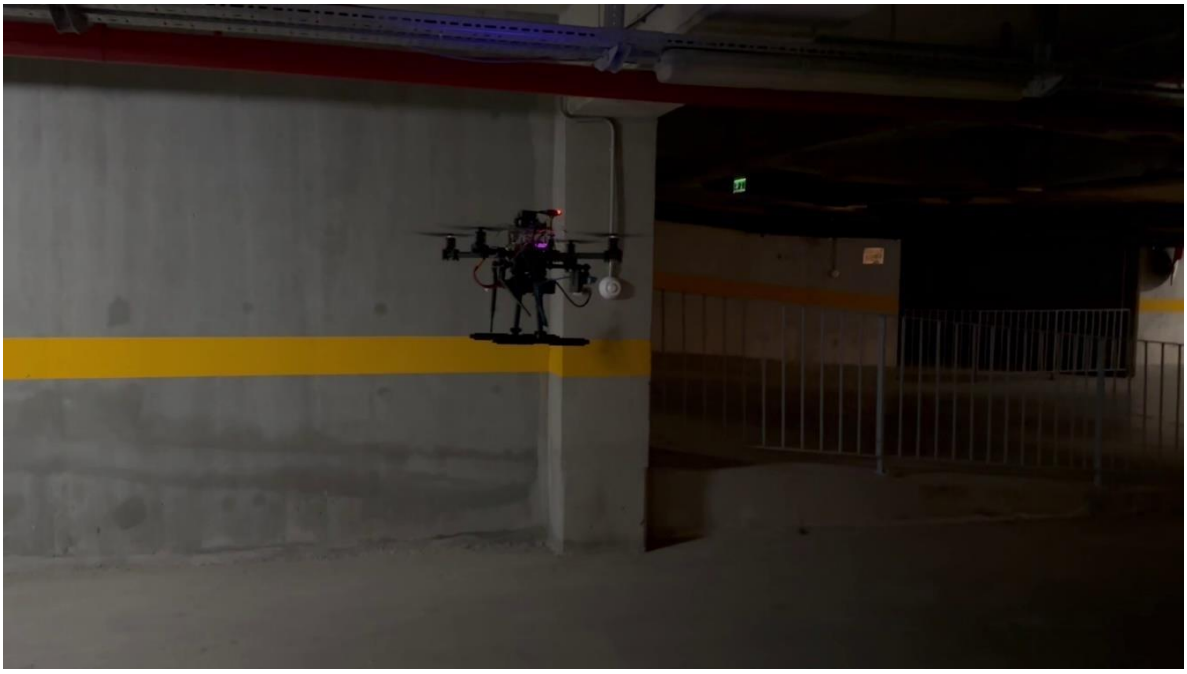
Kapalı alan drone sistemi kurulumu, Şekil 6.1'de gösterildiği gibi, gerçek zamanlı model testleri için iki kamera sistemiyle donatılmış özel olarak tasarlanmış bir donanım içermektedir. Bu donanımın kamera sistemi, bir adet derinlik kamerası ve bir adet IMX477 MIPI (Mobil Endüstri İşlemci Arayüzü) RGB kamerasını içermektedir. Derinlik kamerası, yatayda 80 derece ve dikeyde 40 derece görüş alanı sunarak, 1280x720 çözünürlükte, 30 FPS hızında ve 0.1 ile 15 metre derinlik aralığında çalışmaktadır. Güç verimliliği anlamında özel olarak seçilmiş ve 1.5 watt güç tüketmektedir. Öte yandan, MIPI kamerası, yüksek FPS hızında video yakalama konusunda pofesytonel olan yüksek çözünürlüklü bir kamera olarak öne çıkmaktadır. Çözünürlüğü, VGA (Video Graphics Array)'dan (640x480) ile 12.3 MP (Megapixel)'ye (4056 x 3040) kadar geniş bir yelpazede değişkenlik göstermekte ve çerçeve hızı saniyede 20 ila 60 kare arasında değişmektedir. Bu kamera, genellikle 0.1 ile 1 Watt arasında değişen minimal güç tüketimi ve modeline bağlı olarak değişen boyut ve ağırlıkla kompakt form faktörü ile tanımlanmaktadır.



Şekil 6.1. Tez kapsamında geliştirilen kapalı alan drone sistemi

Drone, uzun süreli operasyonel kapasite sağlayan 4S 6000 mAh (Mili Amper Saat) LiPo (Lithium Polymer) pil ile çalıştırılmaktadır. Ayrıca, veri işleme için bir NVIDIA Jetson Nano ve etkili engel tespiti ve kaçınma için bir RPLiDAR sistemine sahiptir. Yüksek

kapasiteli pil, yüksek işlem gerektiren ve gelişmiş görüntüleme teknolojisinin ihtiyaçları doğrultusunda, drone'u kapsamlı veri toplama ve çeşitli deneysel uygulamalar için uygun bir platform haline getirmektedir (Şekil 6.2). Bu konfigürasyon, drone'un iç mekan ortamlarında kullanımına yönelik çeşitli araştırma ve test senaryolarında etkin bir uygulama haline getirmektedir.



Şekil 6.2. Tez kapsamında geliştirilen kapalı alan drone sistemi uçuş testi.

6.1.1. BOM listesi

Temel olarak elektronik sistemler kurgulanırken ve hayata geçirilirken ihtiyaçlar baz alınarak BOM (Bill of Materials) listesi oluşturulur (Çizelge 6.1). Burada dikkat edilmesi gereken husus listenin ileriye dönük değişikliklere ve geliştirmelere açık olarak oluşturulmasıdır. Örneğin bir İHA sistemi ileride doğabilecek ekstra yük (payload) için veya elektronik güç ihtiyaçlarına destek verebilecek altyapıya sahip olması gerekmektedir. Bu gibi ihtiyaçlara destek verebilmek için güç kartının doğru giriş/çıkış akımlarda seçilmesi ve pil seçiminin doğru yapılması gerekmektedir. Üzerinde çalıştırılacak algoritmaların sensör ihtiyaçları doğacağından uçuş kartı yeteri kadar I/O desteği sağlayabilmelidir. Bu gibi ihtiyaçlar baz alınarak aşağıdaki BOM listesi oluşturulmuştur.

Çizelge 6.1. Geliştirilen kapalı alan drone sistemi BOM listesi

Parça	Adet
Depth Camera	1
Tracking Camera	1
Intel® Neural Compute Stick 2	1
NVIDIA Jetson Xavier NX Developer Kit	1
NVIDIA Jetson Nano Developer Kit	1
Wireless NIC 1 Band WiFi and Bluetooth 4.2	1
GH1.25 Cables Wire Kit light Controller (GH1.25 to GH1.25)	4
GH1.25 Cables Wire Kit for Flight Controller (GH1.25 to Dupont2.54)	4
TF Lidar Sensor 0.1-8m Short-Range Distance Single-Point Ranging Finder Module UART / I2C Drone Obstacle Avoidance	2
TF02-Pro Lidar Sensor 40m Medium-Range Distance Single-Point Ranging Finder Module UART / I2C for Drone	2
RPLIDAR 360 Degree 2D Laser Range Sensor Kit, 15Hz Scan Rate	1
880KV Motor 1045 + pervane	4 + 4
60W/6A Profesyonel LiPo Şarj Aleti	1
JST, XT60 vs kablolar	5
5V / 6V RC UBEC 3A Max 5A	2
Kumanda 2.4ghz Alıcı-Verici Set	1
Osd Telemetri Modül	1
4s 6000mah 50C Lipo Batarya 14.8V Pil	2
Buzzer Ses Modül	1
Güvenlik Buton Switch -Safety Switch	1
Apm Wifi Modül	1
Kızılötesi Kamera Modülü V2	2
Mipi kamera aksesuar vs.	2

6.1.2. Elektronik ve mekanik parçalar

Önceki bölümde bahsedilen parçaların seçimi için İHA sistemlerinde en etkin faktör olan ağırlık hesaplaması yapılmıştır. Bu hesaplama aşağıdaki Çizelge 6.2'deki gibidir. Drone'un uçuş süresi üzerindeki parça ağırlıklarının etkisi oldukça önemlidir. Drone'un taşıdığı her ek parça, özellikle kamera sistemleri, sensörler ve ek işlem gücü sağlayan donanımlar gibi, genel ağırlığı artırarak enerji tüketimini yükseltir ve bu da uçuş süresini kısaltır. Yüksek kapasiteli piller ve verimli motorlar, bu ek yükün etkilerini azaltmaya yardımcı olsa da daha ağır donanım, pilin daha hızlı tükenmesine ve dolayısıyla daha kısa uçuş sürelerine neden olur. Bu nedenle, drone tasarımında, özellikle uzun süreli görevler ve zorlu çevre koşulları için, ağırlık ve güç arasında dikkatli bir denge kurulması gerekmektedir. Özellikle araştırma ve keşif görevlerinde, yüksek çözünürlüklü kameralar ve gelişmiş sensörler gibi ekipmanların sağladığı avantajlar, artan ağırlık ve azalan uçuş süresi ile dengelenmelidir. Bu dengenin doğru bir şekilde sağlanması, drone'un etkinliğini ve görev süresince karşılaşacağı zorlukların üstesinden gelme yeteneğini önemli ölçüde etkiler.

Motor ve ESC (Electronic Speed Controller) ağırlık baz alınarak seçilmiştir. Hesaplama yöntemi ve önerilen güç ağırlık dengesi Şekil 6.3'de gösterilmiştir. Drone teknolojisinde, "trust ratio" veya itme oranı, motor gücünün drone'un toplam ağırlığına göre hesaplanan bir oranıdır ve drone'un performansının kritik bir göstergesidir. Bu oran, drone'un kaldırma kapasitesini, manevra kabiliyetini ve genel hava dinamiklerini belirler. Yüksek bir trust ratio, drone'un daha hızlı hızlanmasına, daha yüksek yüksekliklere çıkmasına ve daha ağır yükleri taşımasına olanak tanır. Özellikle, kamera sistemleri, sensörler ve ek işlem gücü gibi ek ekipman taşıyan dronlar için, yeterli bir trust ratio, bu ek yüklerin getirdiği ağırlığı etkili bir şekilde dengelemek için gereklidir. Diğer yandan, çok yüksek bir trust ratio, gereksiz enerji tüketimi ve kısa uçuş sürelerine yol açabilir. Dolayısıyla, ideal trust ratio, drone'un görev gereksinimleri ve taşıdığı ekipmanların ağırlığı ile uyumlu olmalı ve hem enerji verimliliği hem de performans açısından optimum bir denge sağlamalıdır. Bu oranın doğru ayarlanması, drone'un görevini etkin bir şekilde yerine getirmesinin yanı sıra, enerji kullanımını optimize ederek uçuş süresini maksimize etmesini de sağlar.

Çizelge 6.2. Geliştirilen drone'nun ağırlık hesap tablosu

Parça	Ağırlık (gram)
Drone Temel Mekanik Parçalar (Frame)	534g
4 X Motors –KV880	260g
4 X ESC 20A	84g
Uçuş Kontrolcusu	100g
NVIDIA Jetson Nano Developer Kit	249g
Depth Camera	69g
Tracking Camera	57g
Wireless NIC Module	20g
2 X TF Range Sensor	100g
RPLIDAR 360 Degree	190g
2 X 5V / 6V RC UBEC 3A Max 5A	22g
4S lipo battery	445g
MIPI Camera + Wiring + Acrylic Case	200g
Toplam	**2330g**

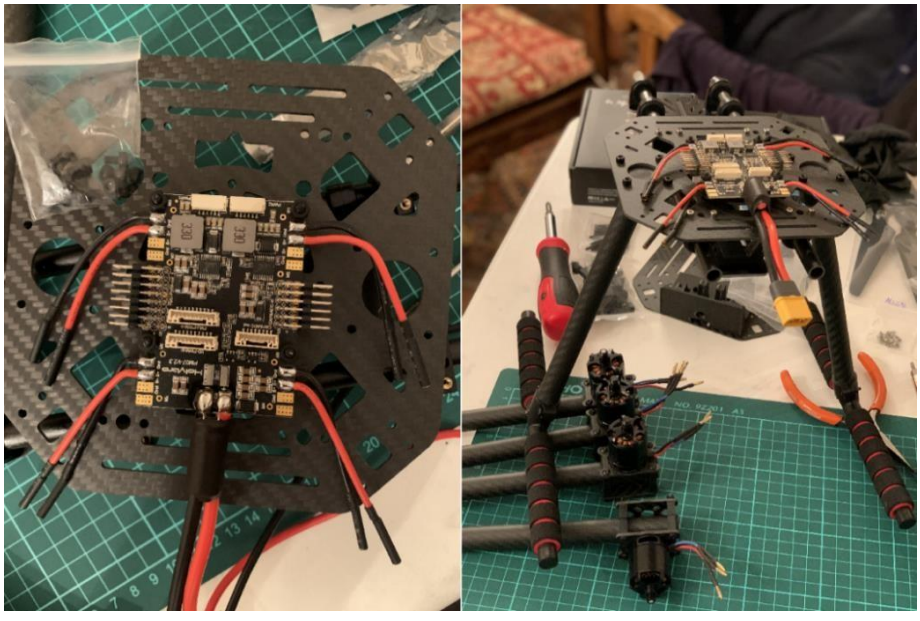
LiDAR sensör seçiminde ise en çok harcadığı güç ve çektiği akım değeri baz alınmıştır. Genel olarak düşük maliyetli ve kapalı alan drone sistemlerinde ihtiyaç duyulan maksimum lazer ölçüm mesafesi 10 ile 40m arasındadır. Bu sebeple LiDAR sensoru olarak RPLiDAR markası tercih edilmiştir. Ağırlık olarak 190g ve ölçüm mesafesi 0.2m – 12m arasında değişmektedir. LiDAR sensörler mesafe ölçümü ve engel tespit sistemlerinde kullanılmasının en büyük sebebi çevre koşullarına dayanıklı olmasıdır. Özellikle kapalı alan ışık koşullarından etkilenmeden ve sisli tozlu ortamlara dayanıklılıkları ile öne plana çıkmaktadır. Ancak lazerin yansımasına sebep veren obje veya etmenler ile karşılaştıklarında lazer ışınları dağılarak doğru ölçüm alamayabilirler. Bu kapsamda özellikle kamera gibi görsel teknikler seçilmemesinin sebebi kapalı ortam koşullarına ve ışık koşullarına olan dayanıksızlıklarıdır.

Weight		Thrust	
Drone weight	987 g	Power-to-weight ratio	2 :1
Battery weight	455 g	Number of motors	4
Equipment weight	1,038 g	Total thrust	4,960 g
Total weight	2,480 g	Thrust per motor	1,240 g

Şekil 6.3. Drone güvenli itme kuvvet hesaplaması

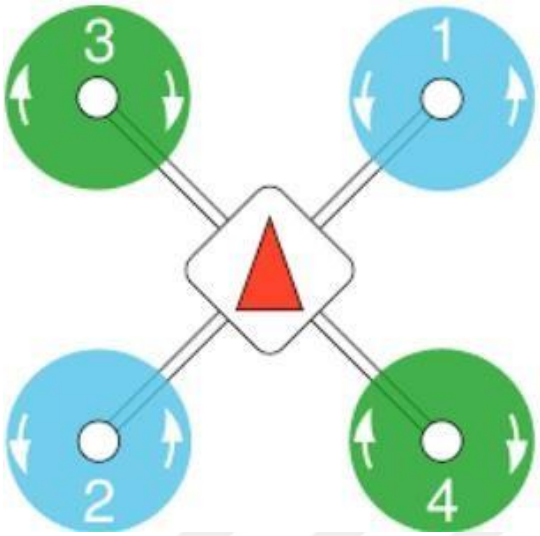
6.1.3. Montaj çalışmaları

Birleştirme sürecinde dikkat edilmesi gereken en önemli konulardan birisi de doğru pinout şemasının ve bağlantılarının sağlanmasıdır. Özellikle PDU (Power Distribution Unit) (Şekil 6.4) üzerindeki güç bağlantılarının, ESC (Electronic Speed Controller) ile datasheet'te belirtilen pinout'a uygun olarak yapılması hayati önem taşır. Bu süreç, özellikle ESC'lerin toplamda 120A'lık zirve akım çekme kapasitesini göz önünde bulundurarak hassasiyetle ele alınmalıdır. Yanlış yapılan bir bağlantı, motorun ve dolayısıyla tüm İHA sisteminin yanmasına veya patlamasına neden olabilmektedir. Bu tür hatalar sadece görev iptali değil, aynı zamanda tehlikeli sonuçlar doğurabilmektedir.



Şekil 6.4. PDU (Güç Dağıtım Ünitesi) ve drone iskeleti

Kapalı alan drone modellerinde, kol açıklığı, rotasyon ve pervane uzunluğu gibi faktörlerin, drone'nun stabilitesi ve pil ömrü üzerinde önemli ve çoğu zaman göz ardı edilen etkileri vardır [111]. Bu parametrelerin her biri, drone'nun hava direncini, kaldırma gücünü ve enerji verimliliğini doğrudan etkiler. Örneğin, daha uzun pervaneler genellikle daha fazla kaldırma gücü sağlar, ancak daha fazla enerji tüketimiyle de sonuçlanabilmektedir. Şekil 6.5'de tezde kullanılan kapalı alan drone'nun pervane yönleri gösterilmektedir.



Şekil 6.5. Quadcopter motor ve pervane direktifleri

Drone'nun üzerindeki elektronik kartların çektiği akımlar da pil ömrü üzerinde büyük bir etkiye sahiptir. Özellikle yüksek performans gerektiren görevlerde ve karmaşık uçuş modlarında, bu kartların enerji tüketimi önemli ölçüde artabilmektedir. Bunun yanı sıra, drone'un kullanıldığı çevresel koşullar sıcaklık, nem, rüzgar hızı ve yönü gibi etmenler ve autopilot sistemine yüklenen görevler (mission), pilin tükenme hızını etkileyen diğer önemli faktörlerdir. Örneğin, yüksek rüzgârlı koşullarda yapılan uçuşlar, drone'nun daha fazla enerji harcayarak istikrarını korumasını gerektirebilmektedir. Sonuç olarak, bu faktörlerin her biri, drone tasarımı ve operasyonel stratejilerin geliştirilmesinde dikkate alınmalı ve uygun şekilde optimize edilmelidir. Bu kavramlar, drone uçuşlarında güvenliği artırmakla beraber operasyonel verimliliği de maksimize etmektedir. Şekil 6.6'de drone üzerinde kullanılan temel parçaların montajı gösterilmiştir.



Şekil 6.6. ESC (Elektronik Hız Kontrolcüsü), Gyro, LIDAR Mount Pole ve kamera taşıma ünitesi

6.2. Drone ile Gerçek Zamanlı İnsan Tespit Çalışmaları

Geliştirilen YOLO-IHD modelinin verimliliğini kapsamlı bir şekilde değerlendirmek için, mobil bir platform olan drone kullanılarak gerçek zamanlı testler gerçekleştirilmiştir. Bu testler, drone'ların genellikle karşılaştığı değişken yükseklikler, açılar ve iç mekan ortamlarının ışık koşulları gibi gerçek dünya senaryolarında model performansını değerlendirmek için kritik bir rol oynamaktadır. Test aşamalarında Jetson Xavier NX ve Jetson Nano gibi düşük kaynak bilgisayarlar ile testler gerçekleştirilmiştir. Bu gömülü bilgisayarların ana tercih sebebi ise üzerinde çalıştırdıkları GPU ve buna bağlı olan optimize edilmiş derin öğrenme kütüphanelerinin drone entegrasyonu için uygun bir form faktör oluşturmasıdır. Çizelge 6.3'te düşük kaynak gömülü bilgisayarların donanım özellikleri gösterilmektedir. Testlerde model performansını ve gerçek zamanlı çalışma koşullarını ölçümlemek için Saniyede Kare Sayısı (FPS) metriği kullanılmıştır. Bu metrik özellikle yüksek çözünürlüklü görüntü girdilerinin gerçek zamanlı işlenmesini gerektiren durumlarda önemli bir performans metriğidir. Arama kurtarma operasyonları veya iç mekan gözetimi gibi ince detay ve doğruluk gerektiren uygulamalar için, dronların bu çözünürlükleri yüksek bir FPS ile işleyebilme yeteneği hayati önem taşımaktadır.

Çizelge 6.3. Düşük kaynaklı gömülü sistem bilgisayarlarının özellikleri

Özellikler	**Jetson Nano**	**Jetson Xavier NX**
CPU	Quad-Core ARM® Cortex®-A57	6-core NVIDIA Carmel
Memory	4 GB	8 GB
GPU Architecture	128-core Maxwell GPU	384 CUDA® cores + 48 Tensor cores Volta GPU,
Flops	512 GFLOPS (FP16)	21 TOPS
Güç	10 W	20 W

Düşük ışıklı alanlarda drone ile yapılan testler, özellikle iç mekan gözetiminde sıkça karşılaşılan düşük ışık koşullarında modelin performansının değerlendirilmesi amacıyla gerçekleştirilmiştir. YOLO-IHD modelinin dayanıklılığı bu testlerle sınanmış ve insanların yüksek güvenilirlikle tespit edilmesi konusunda önemli bir performans sergilenmiştir. Bu durum, kararlılığı ve operasyonel başarıyı sağlama açısından kritik bir önem taşımaktadır. Gerçek zamanlı drone testleri sonucunda, YOLO-IHD modelinin üstün tespit yetenekleri doğrulanmış ve bu modeli kullanan drone'lar için optimal operasyonel parametreler hakkında önemli bilgiler elde edilmiştir. İleri nesil nesne tespit sistemleriyle donatılmış drone'ların kullanımı, daha güvenli ve verimli iç mekan navigasyonu ve gözetimi için yeni yolların açılmasına olanak tanımıştır. Bu sonuçlar, drone'ların iç mekanlarda nasıl daha etkili kullanılabileceği ve bu teknolojinin güvenliğini nasıl artırabileceği konusunda rehberlik eden, bu alandaki teknolojik gelişmelerin potansiyelini ortaya koyan önemli kazanımlar olarak değerlendirilmiştir.

Düşük kaynak gömülü bilgisayarlar (Jetson) ile özelleştirilmiş modellerin, YOLO-IHD gibi, entegrasyonunda, donanım kısıtlamaları nedeniyle doğrudan çalıştırılması çoğunlukla mümkün olmamaktadır. Özel modeller, genellikle hedef cihazın hesaplama kapasitelerine uyum sağlamak için yeniden parametreleştirilmeyi gerektirir. Bu süreç, modelin ONNX

(Open Neural Network Exchange) formatına dönüştürülmesini içerir, bu da model mimarisini hesaplama anlamında standartlaştırmaktan geçmektedir. ONNX formatına dönüştürüldükten sonra, modelin optimize edilmesi için TensorRT gibi platform özel kütüphaneler kullanılması gerekmektedir. Bu sayede düşük kaynak bilgisayar için özel olarak tasarlanmış son derece verimli bir çıkarım motoru (inference engine) oluşturulur. Bu optimizasyon, katman birleştirmeyi (layer fusion), hassasiyet kalibrasyonunu (precision calibration), çekirdek otomatik ayarlamasını (kernel auto-tuning) ve dinamik tensor belleğini (dynamic tensor memory) içerir, bu da modelin cihazın kaynak sınırlamaları içinde etkin bir şekilde çalışmasını sağlamaktadır. Bu adımlar, uç hesaplamanın (edge computing) tam potansiyelini gerçek zamanlı uygulamalarda kullanabilmek için kritik öneme sahiptir ve hız ile doğruluk arasındaki dengeyi, örneğin drone'larda üzerinde çalışan insan tespiti modelleri gibi spesifik kullanım durumları için optimize edilmesini sağlar.

TensorRT ile optimize edilen YOLO-IHD modelinin, farklı quantization seviyelerinde (FP32, FP16 ve INT8) gerçek zamanlı analizi, tespit hızı ve doğruluk arasında bir denge ortaya koymaktadır, bu durum Çizelge 6.4'te gösterilmiştir. Model, NVIDIA Tesla V100 GPU üzerinde FP32 ve FP16 hassasiyetiyle %76,23 sabit bir mAP değerin korurken, FP32'den FP16'ya geçişte kare hızını 185 FPS'den 352 FPS'ye çıkartmıştır. Bu hız artışı, hassasiyetin azaltılmasına (floating-point) bağlanabilir, bu da doğruluktan feragat edilmeden daha hızlı hesaplama yapılmasına olanak tanımaktadır. Ancak, model INT8'e quantize edildiğinde, mAP'de %58,84'e kadar düşen belirgin bir azalma gözlemlenir, fakat hız V100 ekran kartı üzerinde 485 FPS'e kadar önemli ölçüde artmaktadır. Bu durum, hızın kritik olduğu ve bazı doğruluk kayıplarının kabul edilebilir olduğu uygulamalar için INT8 quantization yararlı olabileceğinin ispatıdır. NVIDIA Jetson Nano ve Xavier NX gibi düşük kaynak gömülü donanımlarda bu dengeleme daha belirgindir. Xavier NX'te gözlemlenen daha yüksek kare hızları, FP16 ile 45 FPS ve INT8 hassasiyetiyle 68 FPS elde ederek, gömülü donanım üzeri tespit kullanımına uygunluğunu vurgulamakta ve güçlü hesaplama yeteneklerini yansıtmaktadır. Ayrıca Jetson Nano, donanım sınırlamaları nedeniyle INT8'i desteklememekte ve FP16 hassasiyeti kullanarak 27 FPS'lere kadar performans sergilemektedir. Bu sonuçlar, özelleştirilmiş ve yüksek derecede optimize edilmiş bir modelin, azaltılmış hesaplama kaynaklarıyla gömülü cihazlarda verimli bir şekilde çalışarak etkili gerçek zamanlı performans sağlayabileceğini göstermektedir.

Çizelge 6.4. YOLO-IHD'nin TensorRT quantization ile gerçek zamanlı performans sonuçları

Kütüphane	**mAP@0.5**	**FPS(V100)**	**FPS(Nano)**	**FPS (Xavier NX)**
PyTorch	76.23	185	8	25
FP32	76.23	187	7	25
FP16	76.23	352	27	45
INT8	58.84	485	-	68

Çizelge 6.5'de, YOLO-IHD modelinin farklı giriş çözünürlükleri ve donanım yapılandırmalarındaki saniyedeki kare sayısı performansı karşılaştırılmıştır. 640x640 giriş çözünürlüğünde, Nano 8 FPS elde ederken, TensorRT-FP16 ile bu 27 FPS'e kadar yükselmektedir. Xavier NX, 25 FPS'ten başlayarak TensorRT-FP16 ile 45 FPS'e kadar saniye, kare sayısını iyileştirmektedir. Daha düşük 416x416 çözünürlüğünde ise Nano'nun performansı 12 FPS'ten TensorRT-FP16 ile 35 FPS'e kadar artmakta ve Xavier NX ise 34 FPS'ten 57 FPS'e kadar kare hız performansı sergilemektedir. Bu veriler, modelin donanım yapılandırmalarına ve çözünürlüklere göre nasıl farklı performans sergilediğini göstermektedir.

TensorRT-FP16 optimizasyonunun Jetson Nano ve Xavier NX'de performansı önemli ölçüde artırdığı görülmektedir. Özellikle Xavier NX'de, 640x640 çözünürlükte FPS'nin neredeyse iki katına çıkması önemli bir indikatör olarak değerlendirilmektedir. Daha düşük olan 416x416 çözünürlükte ise gerçek zamanlı kare hızı önemli ölçüde artış sergilemektedir. Bu durum, TensorRT optimizasyonunun, kaynak kısıtlı bilgisayar üzerinde gerçek zamanlı uygulamalar için gerekli daha yüksek işlem hızlarına ulaşmada etkili olduğunu vurgulamaktadır. Bu deney sonuçları, drone'lar için donanım seçim sürecine katkı sağlamakla birlikte hem optimal gerçek zamanlı performans sunan hem de gerekli çözünürlük gereksinimlerini karşılayan bir sistem seçiminin önemini vurgulamaktadır.

Çizelge 6.5. YOLO-IHD'nin TensorRT quantization ile gerçek zamanlı performans sonuçları.

Giriş Çözünürlüğü	**Jetson Nano**	**Xavier NX**	**Jetson Nano (TensorRT)**	**Xavier NX (TensorRT)**
640 x 640	8 FPS	25 FPS	27 FPS	45 FPS
416 x 416	12 FPS	34 FPS	35 FPS	57 FPS

Sonuç olarak, YOLO-IHD modelini TensorRT ile entegre etmek, özellikle yüksek doğruluklu modelleri gerçek zamanlı uygulamalara uyarlama konusunda bazı sınırlamalar ve zorluklar içermektedir. Çeşitli quantization seviyelerinin kullanılması esneklik sağlayarak, hız ve doğruluk arasında dengelenmiş bir özelleştirme yapılmasına olanak tanımaktadır. Çizelge 6.3'de belirtildiği üzere, düşük güç tüketimi nedeniyle tezdeki drone sistemi için seçilen Jetson Nano, drone üzeri uygulamaları için önemli avantajlar sunmaktadır. Ancak, Jetson Nano'nun donanım sınırlamaları nedeniyle, hız ve doğruluk arasındaki en iyi denge, FP16 hassasiyeti kullanılarak elde edilmektedir. Bu stratejik seçim, etkili performansı sürdürürken verimli güç kullanımına öncelik veren belirli bir dengeyi korumaktadır.

7. TARTIŞMA

Tez kapsamında YOLO-IHD modelinin geliştirilmesi sürecinde, mevcut algoritmaların sınırlarını zorlayan yenilikçi tekniklerin entegrasyonu önemli bir yere sahiptir. Özellikle küçük nesnelerin tespiti için tasarlanan özel katman, modelin hassasiyetini artırarak, çeşitli boyutlardaki nesneler arasında ayrım yapma yeteneğini önemli ölçüde geliştirmiştir. Bu teknik, özellikle yoğun ve detay gerektiren görüntü sahnelerinde, nesnelerin boyut ve konumlarının doğruluğunu belirleyebilme kapasitesini artırarak, modelin uygulama alanlarının genişlemesine katkı sağlamaktadır. Ayrıca, Cross Stage Partial Spatial Pyramid Pooling Fast (CSPSPPF) tekniği, modelin çıkarım süreçlerinde farklı ölçeklerdeki özelliklerin daha efektif bir şekilde işlenmesine imkan tanımıştır. Bu teknolojinin entegrasyonu, ortalama keskinlik oranlarında kaydedilen bariz artışlar ile nesne tespiti performansının sadece doğruluk açısından değil, aynı zamanda kapsamlı bir şekilde duyarlılık değerlerinde de iyileştirilmesine olanak tanımıştır. YOLO-IHD'nin geliştirilmesi aşamasında uygulanan veri artırma teknikleri ise, modelin genelleştirme yeteneğinin ve dolayısıyla bilinmeyen veri setleri üzerindeki performansının iyileştirilmesinde kritik bir rol oynamaktadır. Bu teknikler, modelin farklı çevresel koşullar ve varyasyonlar altında dahi yüksek düzeyde tutarlılık göstermesini sağlayarak, gerçek dünya uygulamaları için uygunluğunun artırılmasına katkıda bulunmuştur.

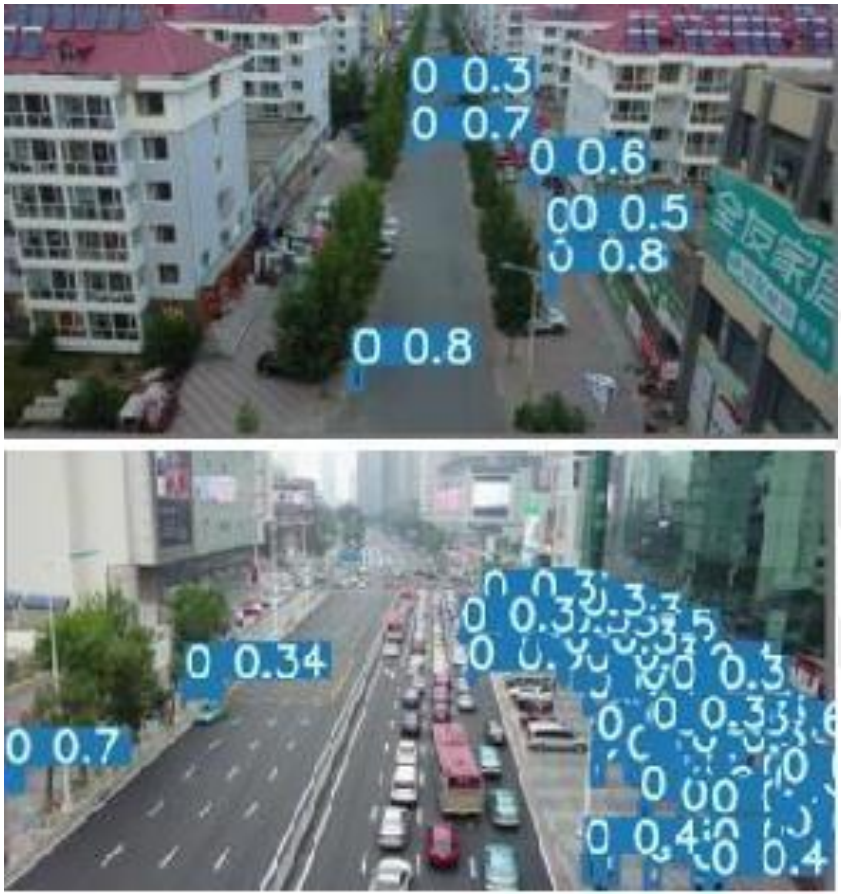
Bu araştırmanın getirdiği katkılar, sadece teknik iyileştirmelerin ötesine geçmekle kalmayıp teorik bilginin pratik uygulamalarla buluşmasına da öncülük etmektedir. Geliştirilen YOLO-IHD modeli, gözetim ve arama-kurtarma gibi kritik öneme sahip alanlarda kullanılmak üzere tasarlanmıştır. Bu modelin yüksek ortalama keskinlik, keskinlik ve duyarlılık gibi performans metriklerinde kaydettiği ilerlemeler, karmaşık görsel ortamlarda etkin bir şekilde nesne tespiti yapabilme kapasitesinin altını çizmektedir. Özellikle F1 skorundaki artış, modelin hem yanlış pozitifleri (false positives) azaltma hem de yanlış negatifleri (false negatives) minimize etme yeteneğinin bir göstergesi olarak ifade etmek mümkündür. Bu özellikler, modelin iç ve dış mekanlarda, değişken ışık koşulları ve arka plan karmaşıklığı olan senaryolarda bile yüksek doğruluk oranlarıyla nesne tespiti yapabileceğini vurgulamaktadır. Böylece YOLO-IHD, gelişmiş nesne tespiti algoritmalarının geliştirilmesi ve özel alanlarda uygulanması kapsamında yenilikçi bir yaklaşıma işaret etmekte ve bu alanda mevcut bilgi birikiminin üzerine önemli ölçüde katkılar sağlamaktadır.

Tez çalışmasında sunulan YOLO-IHD modeli ile kapalı garaj koşulları, alışveriş merkezleri ve konser salonları gibi çeşitli iç mekan ortamlarında insan tespiti için deneyler yapılmıştır. Bu deneyler, farklı boyutlardaki insanların kapalı alanlardaki koşullar altında tespiti üzerine yoğunlaşmıştır. Elde edilen sonuçlar, yöntemin bu çeşitli ortamlarda ne kadar etkili olduğunu göstermekte ve kapalı iç mekanlarda kullanılan modeller için bu yöntemin önemini ve zorlu şartlara uyum sağlayabilme yeteneğini ön plana çıkarmaktadır.

Çalışmada yapılan nesne tespit modelleri karşılaştırmasında, önerilen YOLO-IHD modeli, VisDrone veri setinde güncel YOLO modellerine göre önemli bir başarı kaydetmiştir. Çizelge 5.6'teki verilere göre, YOLO-IHD insan tespitinde %69,55 mAP@0.5 oranına ulaşarak, 'Yaya' ve 'İnsan' kategorilerinde diğer modelleri büyük bir farkla geride bırakmıştır. Örneğin, bu kategorilerde YOLOv3'ün aldığı %12,8 ve %7,8'lik tespit oranıyla ve YOLOv7-tiny'nin %36,5 ve %34,4'lük tespit skorlarıyla kıyaslandığında belirgin bir fark ortaya çıkmaktadır. Bunun ile birlikte YOLOv7, PDWT-YOLO ve YOLOv8 gibi güncel modellerle kıyaslandığında, %44,25 ile %45,15 arasında değişen yüksek tespit oranlarıyla karşılaştırıldığında bile, YOLO-IHD daha yüksek doğruluk oranıyla öne çıkmaktadır. Ayrıca, 'Yaya' ve 'İnsan' kategorilerinde %63,2 ve %51,7 ile başarılı bir model olan MS-YOLOv7'yi de geride bırakmıştır. YOLO-IHD'nin bu kategorilerdeki tutarlı tespit oranları, onun güvenilirliğini ve etkinliğini vurgulamaktadır. Bu başarı, özellikle drone ile insan tespiti için özel olarak tasarlanmış Küçük Obje Tespit Katmanı, CSPSPPF modülü, Veri Artırma ve Mish Aktivasyon Fonksiyonu gibi benzersiz özellikler sayesinde elde edilmiştir.

YOLO-IHD modeli, farklı perspektifler ve iç mekan koşulları altında tespit doğruluğu için test edilmiştir. Şekil 7.1 (visdrone) ve Şekil 7.2'de, YOLO-IHD'nin baz model olan YOLOv7-tiny'e kıyasla daha fazla nesneyi tespit ettiği gösterilmektedir. YOLO-IHD'ye Küçük Nesne Tespit Katmanının eklenmesi, görüntülerden de anlaşılacağı üzere küçük nesneleri tespit kabiliyetinde başarılı sonuçlar vermiştir. Bu deneyde özellikle vurgulanması gereken tespit kabiliyeti drone perspektifinden ve uzak nesneleri algılama performansıdır. Spesifik olarak insanları uzak mesafelerden ve drone açısından tespit edebilmek çoğu derin öğrenme tespit modeli için zorlayıcı olmaktadır. Özellikle insan nesneleri uzaklaştıkça modelin tespit kabiliyetinde düşüler olması ve her bir insan nesnesini tanıması için obje başına düşen piksel sayılarının azalması neticesinde modeller kaliteli bir genelleme ve özellik çıkarımı yapamamaktadır. Bu sebepten dolayı obje başına piksel sayısı düştükçe modelde özellik çıkarım katmanlarının çözünürlüklerini arttırmak gerekmektedir. YOLO-

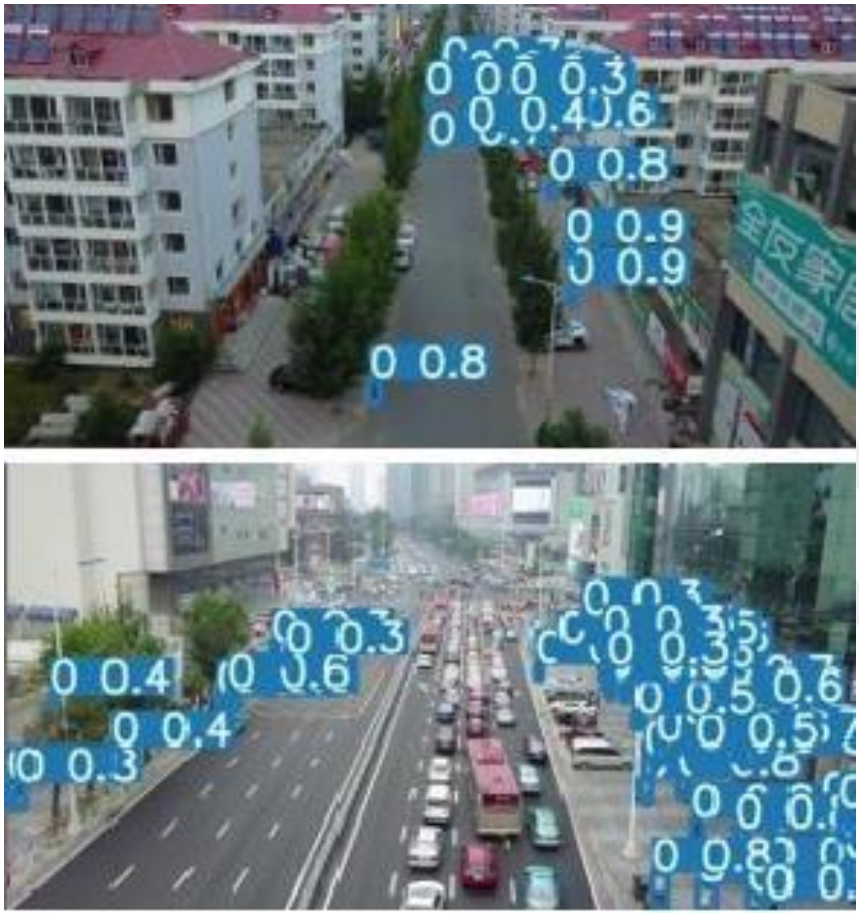
IHD'de eklenen küçük obje tespit katmanı sayesinde küçük objeleri veri çeşitliliği ve kalitesi yüksek IHD veri setinden başarılı bir şekilde öğrenebilmiştir. Bu başarılı öğrenimlerin sonucu olarak tespit kabiliyeti hassaslaşarak küçük objeleri tanımadaki başarım oranı artmıştır.



Şekil 7.1. YOLOv7-tiny baz modelinin VisDrone veri seti ile tespit sonuçları

Şekil 7.3 ve Şekil 7.4'te, model, farklı açılar ve aydınlatma koşulları altında bir alışveriş merkezinde farklı boyutlardaki nesneleri başarılı bir şekilde tanımış ve baz modele kıyasla başarım oranını arttırmıştır. Bu tespitteki en büyük zorluklardan birisi farklı açılardan (katlardan) insan objelerinin perspektif ve şekillerinin değişmesidir. Farklı katlarda ve uzaklıklarda bulunan insan objeleri kapalı alan tespitinde en zorlu koşullardan birisidir. Bu şekildeki senaryolarda özellikle çevredeki insana benzeyen objeler ile gerçek insanları tespit etme arasında modeller oldukça fazla yanlış pozitif değerler vermektedir. Bu sebeplerden dolayı mevcut geliştirilmiş algoritmalar spesifik ihtiyaçlara her zaman cevap verememektedirler. Bahsedilen alışveriş merkezindeki tespitteki başarım tez kapsamında geliştirilen modelin küçük obje tespit katmanının etkisiyle birlikte mish aktivasyon

fonksiyonunun sağladığı avantajlardan birisidir. Çünkü Mish aktivasyon fonksiyonu, özellikle karmaşık görüntülerin eğitimi sırasında, sinir ağlarında sürekli ve türevlenebilir bir yapı sunmaktadır. Bu yapı, gradyanların ağın derin katmanlarına etkili bir şekilde yayılmasını sağlamakta ve eğitim sırasında daha hızlı ve kararlı bir öğrenme sürecine de katkı sağlamaktadır.



Şekil 7.2. Geliştirilen YOLO-IHD modelinin VisDrone veri seti ile tespit sonuçları

Şekil 7.5, Şekil 7.6 ve Şekil 7.7 kapalı bir garajda gerçekleştirilen tespit çalışmalarını sunarak, baz modelin insan nesnelerini tespit etme kabiliyetini ortaya koymaktadır. Ancak, YOLO-IHD modelinin, özellikle daha karanlık alanlarda, gösterdiği yüksek doğruluk oranı dikkat çekicidir. Bu başarının arkasındaki temel faktör, veri artırım tekniklerinin etkin kullanımı ve sonuç olarak elde edilen veri setinin çeşitliliğidir. Veri artırım teknikleri, mevcut veri setine yapay gürültü ekleyerek, nesneleri farklı açılardan ve çeşitli aydınlatma koşulları altında sunarak, modelin gerçek dünya koşullarına daha iyi adapte olmasını sağlar. Bu teknikler, modelin karşılaşabileceği çeşitli durumları simüle ederek, öğrenme sürecini zenginleştirir ve modelin genelleme kabiliyetini artırır. YOLO-IHD modelinde uygulanan

veri artırımı, özellikle düşük ışık koşulları gibi zorlu senaryolarda modelin algılama hassasiyetini önemli ölçüde iyileştirmiştir. Bu yaklaşım, modelin karanlık alanlarda bile insan nesnelerini yüksek doğrulukla tespit edebilmesine olanak tanırken, aynı zamanda yanlış pozitifleri azaltır ve genel olarak modelin dayanıklılığını artırmaktadır. Dolayısıyla, veri artırımı ve veri seti çeşitliliğinin stratejik kullanımı, YOLO-IHD modelinin karmaşık ve zorlu ortamlarda üstün performans sergilemesinin temel taşlarından biri olarak öne çıkmaktadır.



Şekil 7.3. YOLOv7-tiny baz modelinin alışveriş merkezideki tespit sonuçları

Şekil 7.8 ve Şekil 7.9'da model, karmaşık bir arka plana ve değişen aydınlatma koşullarına sahip bir konser salonu ortamında test edilmiştir. Bu, karmaşık ortam ve değişen ışık koşullarının birleşimi nedeniyle en zorlayıcı deneylerden birisidir. Bu zorluklara rağmen, YOLO-IHD modeli bu karmaşık ortamda baz modele göre gelişmiş bir performans sergilemiştir. Bu tespitteki en önemli noktalardan birisi CSPSPPF yapısının YOLO-IHD modeline entegrasyonudur. Karmaşık arka planlara sahip bir konser salonu, çeşitli nesneler, insanlar, ışıklar ve gölgeler ile doludur. Bu, standart bir modelin yanlış pozitifleri artırabileceği ve gerçek nesneleri gözden kaçırabileceği bir senaryodur. Konser salonları, sahne aydınlatması nedeniyle sürekli değişen aydınlatma koşullarına sahiptirler. CSPSPPF, modelin bu değişikliklere adaptasyonunu iyileştirerek, farklı aydınlatma koşullarında bile nesneleri etkili bir şekilde tespit edebilmesini sağlamaktadır. Bu, özellikle sahne ışıklarının

yoğun olduğu veya karanlık bölgelerin bulunduğu durumlarda önemlidir. Bu özelliği, modelin daha az yanlış pozitif ve yanlış negatif ile insanları tespit etmesini sağlayarak güvenilirliği ve kullanılabilirliği artırmaktadır.

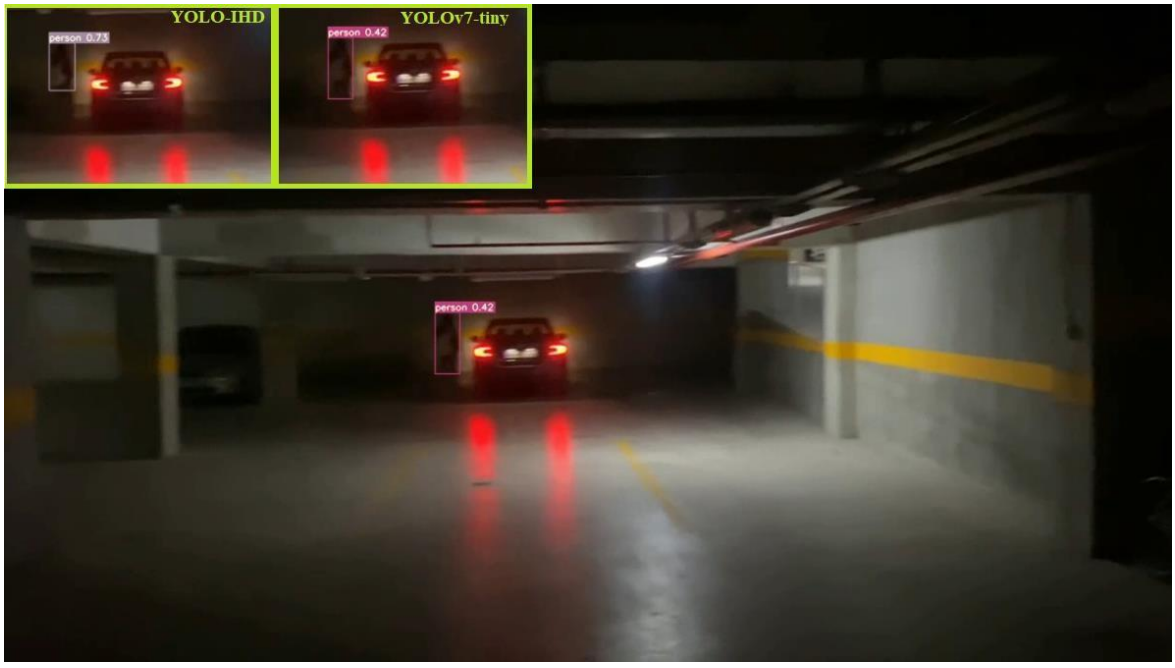


Şekil 7.4. YOLO-IHD modelinin alışveriş merkezindeki tespit sonuçları.

Aynı zamanda CSPSPPF yapısı, modelin farklı boyutlardaki nesneleri algılamasına olanak tanıyan çok ölçekli özellik haritalarını birleştirir. Bu, modelin hem büyük hem de küçük nesneleri aynı derecede etkili bir şekilde tespit etmesini sağlar ve bu durum özellikle insanların farklı mesafelerde bulunduğu konser salonu gibi ortamlarda kritik öneme sahiptir. Aynı zamanda farklı uzamsal çözünürlüklerdeki özellik haritalarını bir araya getirerek, modelin nesnelerin konumunu ve şeklini daha iyi anlamasına yardımcı olmaktadır. Gelişmiş özellik işleme kapasitesi, modelin daha önce görmediği sahnelerde ve koşullarda bile insanları tespit etme yeteneğini artırmaktadır. Aynı zamanda modelin genel genelleme kabiliyetini güçlendirir ve farklı uygulama alanlarında daha esnek hale gelmesine yardımcı olur.

Konser salonları ve aydınlatma koşullarının keskin farklılıklar gösterdiği ortamlar, gelecekteki geliştirme aşamaları için kritik bir örnek teşkil eder. YOLO-IHD'nin bu kadar zorlu ve dinamik bir ortamda iyi performans göstermesi, modelin gerçek dünya senaryolarında geniş bir yelpazede başarıyla uygulanabileceğinin ve daha fazla geliştirme

potansiyeline sahip olduğunun bir göstergesidir. Konser salonu örneğindeki gibi başarılar, modelin karmaşık arka planlar ve değişken aydınlatma koşullarında nesneleri doğru bir şekilde tespit edebilme kabiliyetinin altını çizer. Özellikle, YOLO-IHD'nin, farklı ışık düzeylerinden kaynaklanan görsel bozulmaları hafifletebilme ve çeşitli ölçeklerdeki nesneleri tanıyabilme yeteneği, bu tür zorlu koşullarda önemli bir avantaj sağlar. Bu durum, modelin algılama algoritmalarını ve öğrenme mekanizmalarını, özellikle de karmaşık ve dinamik ortamlarda nesne tanıma ve sınıflandırma konusunda daha da geliştirmek için bir temel oluşturmaktadır.



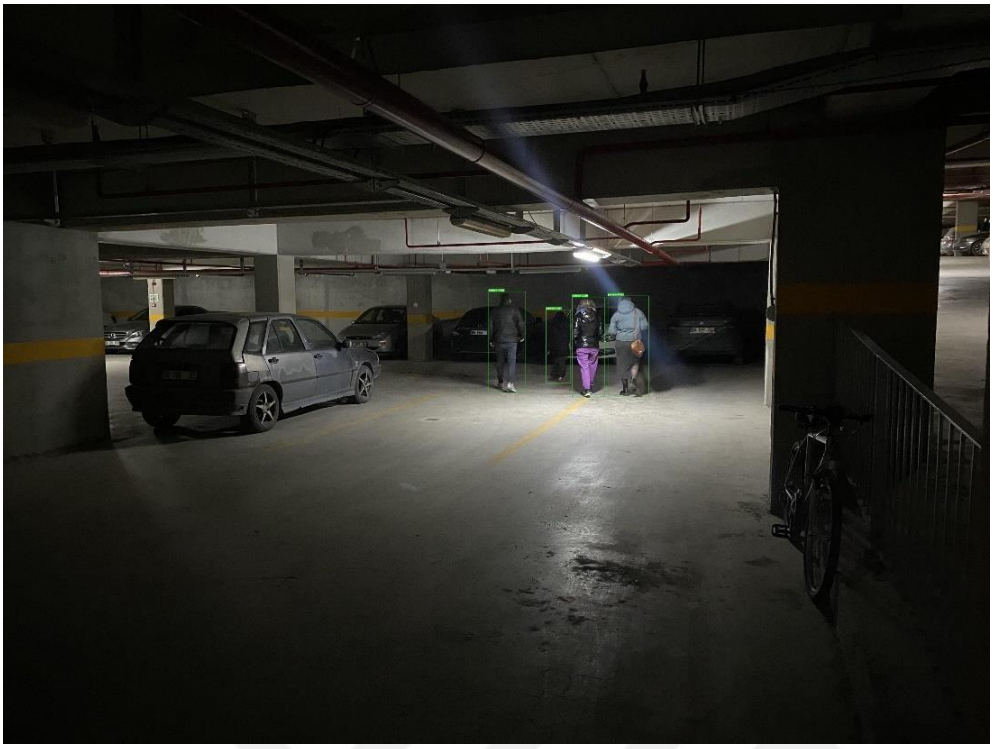
Şekil 7.5. YOLOv7-tiny'nin ve YOLO-IHD'nin kapalı ve düşük ışıklı bir garaj ortamdaki insan tespit sonuçları.

Tez kapsamında gerçekleştirilen en önemli çalışmalardan biriside kapalı alan insan veri seti toplanması ve oluşturulmasıdır. Kapalı ortamlarda drone ile insan tespiti, özellikle güvenlik ve gözetim uygulamaları açısından önemli bir araştırma alanıdır. Bu sebepten dolayı çalışmada ele alınan IHD veri seti, çeşitli ortam ve ışık koşullarında insan sınıflarının tespiti için zengin bir veri kaynağı oluşturmak amacıyla toplanmıştır. Veri seti toplama sürecinde, farklı büyüklükteki insan figürlerinin ve mesafelerinin dikkate alınması, drone kameraları tarafından yapılan algılamaların gerçek dünya koşullarına uygunluğunu artırmaktadır. Bu çeşitlilik, algoritmanın farklı boyut ve pozisyonlardaki insanları tanıma kapasitesini güçlendirmektedir. Ayrıca, ışıklandırma koşullarının çeşitlendirilmesi, algoritmanın hem

çok aydınlık hem de karanlık ortamlarda çalışabilmesini sağlayarak, çeşitli uygulama senaryolarına uyum sağlama yeteneğini artırmaktadır. Alışveriş merkezi ve ofis gibi yerlerde aydınlık ve normal ışık koşullarında toplanan veriler, bu tür ortamların sıkça karşılaşılan senaryolarını temsil ederken, depo gibi karanlık ortamlarda toplanan veriler ise düşük ışıkta etkili insan tespiti için gerekli olan zorlayıcı durumları temsil etmektedir. Ayrıca bu ortamlar, günlük yaşamın bir parçası olarak çeşitli insan hareketlilik düzeyleri ve yoğunluklarına sahip olmaları sebebiyle özellikle seçilmiştir. Bu bağlamda, insan sınıfı nesnelerin günün farklı saatlerinde ve farklı aydınlatma koşullarında toplanmış olması, algoritmanın aydınlık ve karanlık koşullarda tutarlı sonuçlar vermesi gerekliliğindendir. Çeşitli ortamlardan toplanan veriler, algoritmaların mekânsal çeşitlilik anlamında genelleştirilmesi ve böylece daha geniş kullanım alanlarına uyarlanabilmesi açısından kritik öneme sahiptir. Örneğin, bir alışveriş merkezinin geniş koridorları ile bir ofis ortamının dar geçitleri arasında değişen mekânsal yapılar, algılamada önemli zorluklar ortaya koyar. Bu zorluklar, algoritmaların bu farklı ortamlara adaptasyonunu sağlamada ve onları geliştirmede kilit rol oynamaktadır.



Şekil 7.6. YOLOv7-tiny'nin birden fazla kişi ile kapalı bir garaj ortamındaki insan tespit sonuçları.



Şekil 7.7. YOLO-IHD'nin birden fazla kişi ile kapalı garaj ortamındaki insan tespit sonuçları.

IHD veri setinin oluşturulmasında kullanılan VisDrone, UAVHuman, UAV123 ve özgün toplanan veri seti, drone tabanlı tespit algoritmasının farklı senaryolara adaptasyonu açısından oldukça değerlidir. Veri setinden maksimum fayda sağlamak amacıyla, UAVHuman veri setinden elde edilen görüntülerdeki veri tekrarının minimize edilmesi üzerinde özellikle durulmuştur. UAVHuman veri seti, içerdiği videolardan alınan karelerle eğitim setine derinlik katmış, ancak bu süreçte veri tekrarına yol açmamak için belirli bir seçicilikle yaklaşılmıştır. Her bir video, benzersiz insan hareketleri ve etkileşimleri sağlayacak şekilde incelenmiş ve yalnızca yüksek kalite ve çeşitlilik sunan kareler seçilmiştir. Bu metodoloji, algoritmanın aşırı uyum (overfitting) probleminden kaçınarak gerçek dünya senaryolarında daha iyi performans göstermesini sağlamaktadır. Yine de bu süreç, belirli zorlukları da beraberinde getirmekte olup, videolardan kare çıkarımı sırasında insan hareketlerinin sürekliliği ve çevresel etmenlerin tutarlılığı gibi faktörlerin göz önünde bulundurulması gerekmektedir.



Şekil 7.8. YOLOv7-tiny'nin kapalı, yüksek ışık ve karmaşık bir ortamdaki insan tespit sonuçları.



Şekil 7.9. YOLO-IHD'nin kapalı, yüksek ışık ve karmaşık bir ortamdaki insan tespit sonuçları.



Şekil 7.10. Geliştirilen modeldeki küçük obje katmanının etkisi

Tez çalışmalarında uygulaması yapılan kapalı alan drone sistemi ve gerçekleştirilen gerçek zamanlı insan tespit çalışmaları, iç mekan navigasyonu ve gözetimi konusunda önemli ilerlemeler olarak kabul edilmektedir. Derinlik ve RGB kameraları, NVIDIA Jetson Nano gibi güçlü işlemciler, ve LiDAR gibi sensörlerle zenginleştirilmiş bu sistem, karmaşık iç mekan ortamlarında etkili navigasyon ve engel kaçınma yetenekleri sunmaktadır. Sistemin avantajları arasında, yüksek çözünürlüklü görüntüleme ve derinlik algılama kabiliyeti, düşük enerji tüketimi ve yüksek kapasiteli pil ile uzun operasyonel kapasite yer almakta, bu da çeşitli deneysel uygulamalar için ideal bir platform sağlamaktadır. Öte yandan, geliştirilen YOLO-IHD modelinin entegrasyonu, spesifik görevlerde, özellikle insan tespitinde, yüksek doğrulukla performans sergilemesine imkan tanımaktadır. Buna karşın, yüksek çözünürlüklü kameralar ve sensörlerden kaynaklanan ağırlık artışı enerji tüketimini yükselterek uçuş süresini kısaltmakta ve düşük kaynaklı gömülü sistemlerin işlem kapasitesi kısıtlamaları model performansını etkileyebilmektedir. Bununla birlikte, TensorRT gibi optimizasyon tekniklerinin kullanımı modelin sınırlı hesaplama kaynaklarına sahip cihazlarda bile etkin bir şekilde çalışmasını sağlayarak hız ve doğruluk arasında dengeli bir performans elde edilmesine olanak vermektedir. Kapalı alan drone sistemi ve YOLO-IHD modeli, iç mekan navigasyonu ve gözetimi alanındaki mevcut literatüre önemli katkılar sunarken, bu çalışmalar aynı zamanda gelecekteki araştırmalara yön verecek değerli bilgiler sağlamaktadır. Bu kapsamda sonuçlar değerlendirilirken ve gerçek zamanlı uygulamalar geliştirilirken aşağıdaki kriterler kilometre taşları olarak dikkate alınmalıdır.

Hız ve Doğruluk Dengesi

Gerçek zamanlı performans tablosunda (Çizelge 6.4) görüldüğü üzere, modelin FP32 ve FP16 quantization seviyelerinde mAP değerleri sabit kalmaktadır. Bununla birlikte, FP16

seviyesine indirgemek FPS sayısında önemli bir artış sağlamıştır, bu da daha hızlı hesaplama yapılmasına olanak tanımıştır. INT8 quantization ile geçişte ise ortalama hassasiyet değerinde düşüş yaşanmış, ancak FPS oranı ciddi şekilde artmıştır. Bu veriler, hızın kritik olduğu senaryolarda ve bazı doğruluk kayıplarının kabul edilebilir olduğu durumlarda INT8 quantization seviyesinin tercih edilebileceğini göstermektedir. Bu dengenin sağlanması, özellikle görevin doğası ve uygulamanın gereksinimleri dikkate alınarak yapılmalıdır.

Donanım Kısıtlamaları

Yüksek performanslı NVIDIA Tesla V100 GPU ve düşük kaynaklı Jetson Nano ile Xavier NX arasında büyük performans farklılıkları gözlemlenmektedir. Jetson Nano'nun daha düşük FPS oranları göstermesi, donanım sınırlamalarının doğrudan etkilerini ve bu sınırlamalar altında model optimizasyonunun önemini vurgulamaktadır. Özellikle INT8'in Jetson Nano tarafından desteklenmemesi, donanımın kullanımını sınırlayan bir diğer faktördür. Düşük kaynaklı sistemlerde optimizasyon, etkin bir performans için daha da kritik hale gelmektedir.

Enerji Verimliliği

FPS artışının enerji tüketimine etkisi önemlidir. Daha hızlı işlem yapabilmek için daha fazla enerji harcama ihtimali, özellikle kaynak kısıtlı sistemlerde kullanımda, pil ömrünü ve operasyonel süreyi kısaltabilmektedir. Bu durum, enerji verimliliği ve uçuş süresi arasında bir dengeyi gerektirmekte ve uzun süreli görevler için donanımın enerji yönetimini optimize etmeyi zorunlu kılmaktadır.

Uygulama Senaryolarına Uygunluk

Farklı görevler ve uygulama senaryoları, model ve donanım seçiminde farklı öncelikler gerektirir. Örneğin, arama ve kurtarma görevleri yüksek ortalama hassasiyet oranını gerekli kılabilirken, geniş alan gözetiminde yüksek FPS oranı daha önemli olabilmektedir. Bu nedenle, spesifik bir görev için gereken doğru dengeyi sağlamak, sistem tasarımı ve performans optimizasyonunda kritik bir karar noktasıdır.

8. SONUÇ VE ÖNERİLER

Tez çalışmasında temel olarak üç farklı problem çözümü üzerine detaylı bir şekilde çalışılmıştır. Bunlardan birincisi kapalı ortamlarda gerçek zamanlı insan tespit modellerinin mevcut literatürdeki eksiklerini gidererek daha dayanıklı ve doğruluk oranını yüksek özgün bir model ortaya çıkartılmıştır. İkincisi ise literatürdeki çoğu çalışmanın gerçek durum senaryoları ile test edilmemiş ve uygulanabilir olmadığı gözlemlenerek, geliştirilen modelin drone üzerine entegrasyonu gerçekleştirilmiştir. Ayrıca entegrasyonu gerçekleştirilen modelin gerçek zamanlı tespit yapabilmesi için platforma özgü kısıtlar ve özellikler nedeniyle işlemci bazlı optimizasyon teknikleri uygulanmıştır. Üçüncü olarak ise kapalı alanlarda GPS olmadan engellerden kaçınarak stabil bir şekilde uçabilen, üzerindeki yapay zeka bilgisayarı sayesinde hem çevre etmenlere duyarlı hem de derin öğrenme modelini üzerinde çalıştırabilen bir drone sistemi uygulamalı olarak tasarlanmış ve geliştirilmiştir. Bu kapsamda yapılan çalışmaların çıktısı olarak aşağıdaki maddeler literatüre kazandırılmıştır.

- Kapalı alana özgü gerçek zamanlı insan tespit modeli olan YOLO-IHD mevcut YOLOv7-tiny modelinin modifikasyonu ile özgün olarak geliştirilmiştir.
- Kapalı alan insan veri setinin, özellikle drone perspektifinden, literatürdeki eksikliği sebebiyle çalışmada kapalı alana özgü birçok insan tespit senaryosu içeren veri seti toplanmıştır. Özgün toplanan veri seti ile sınırlı kalınmamış model eğitiminin kalitesi açısından literatürdeki çalışmaya en yakın diğer veri setleri ile birlikte drone üzerinden kapalı alanda insan tespitine özgü birleştirilmiş IHD veri seti oluşturulmuştur.
- Geliştirilen kapalı alan insan tespit modeli YOLO-IHD gerçek zamanlı çalışma koşullarına uyumlu bir şekilde düşük kaynaklı bilgisayara entegre edilerek model uygulamalı olarak çalıştırılmıştır.
- Gerçek zamanlı insan tespiti için kapalı alanda çalışan drone prototipi geliştirilmiş ve uygulamalı olarak tespitler icra edilmiştir.

Bu tez çalışması, YOLOv7-tiny'nin geliştirilmiş bir versiyonuyla iç mekan insan tespiti yöntemleri için önemli ilerlemeler sunmaktadır. YOLO-IHD modeli, drone tabanlı uygulamalar için özellikle etkili olan insan tespitindeki hassasiyetini önemli ölçüde artıran özel modifikasyonları içermektedir. Bu modifikasyonlar, küçük nesne tespiti katmanının entegrasyonunu, Mish aktivasyon fonksiyonunun kullanımını ve gelişmiş bir Mekansal

Piramit Havuzlama (SPP) mekanizmasını içermektedir. Bu gelişmeler, iç mekanların karmaşıklığı ve drone'a özgü zorluklar için sağlam bir model oluşturulmasını sağlamıştır. YOLO-IHD, YOLOv7-tiny modeline göre önemli performans iyileştirmeleri göstermiş, IHD veri setinde %42,51 ve VisDrone veri setinde %33,05 oranında artış sağlamıştır. Bu önemli hassasiyet artışı, modelin sofistike tasarımını ve işlem gücü olarak hafif yapısını insan tespit ihtiyaçlarıyla uyumunu vurgulamaktadır. Aynı zamanda modelin başarısı doğru veri seti seçimi ve veri artırma teknikleriyle ne kadar arttırılabileceği deneylerle kanıtlanmıştır. Bu kapsamda yapılan çalışmalar gösteriyor ki modelin özellik çıkarımı, sınıflandırması ve tespit yeteneği ne kadar geliştirilirse geliştirilsin, kullanılan veri setinin kalitesi ve çeşitliliği spesifik senaryolar için oldukça önemli bir parametredir. Çünkü denetimli öğrenme yöntemlerinde modeller, her zaman iyi bir veri setine ihtiyaç duymaktadır ve veri setinin kalitesi modelin ihtiyaca göre değiştirilmesi ve özgün olarak geliştirilmesiyle bir bütün şeklinde en başarılı sonuçlara ulaşmaktadırlar. Bu kapsamda geliştirilen model ne tek başına kaliteli veri setleriyle nede üzerinde yapılan geliştirmelerle yüksek başarım oranını sağlamamaktadır. İlgili modeller özel senaryolar için geliştirilirken mutlaka özgün model modifikasyonlarıyla birlikte kaliteli veri setlerine ihtiyaç duymaktadırlar.

Bu tez çalışması kapsamında ikinci olarak özgün veri seti toplanmış ve geliştirilmiştir. Literatür araştırmaları neticesinde kapalı ortamlarda insan tespiti için çok fazla veri setine rastlanmamıştır. Var olan veri setleri çoğunlukla genel senaryoları içermekte ve ekstrem sahneleri barındırmamaktadır. Özellikle en önem arz eden kısım ise kapalı ortamlarda drone perspektifinden insan veri setinin eksikliğidir. Bu kapsamda geliştirilen veri seti olan IHD toplamda dört farklı veri setini içermekte ve bu veri setlerinden bir tanesi tez kapsamında özgün olarak toplanan ve ekstrem senaryoları içeren veri setidir.

- Özgün veri seti drone perspektifinden AVM'lerden, garajlardan, mağaralardan, depolardan, spor sahalarından ve ofisler gibi birçok kapalı alanlardan en zor koşulları temsil etmesi adına toplanmıştır. Bu veri setinde değişken ışık koşulları, kalabalık insan toplulukları, benzer renkleri içeren insan objeleri ve yüksek kontrast kapalı alan verileri mevcuttur. Bu durumları içeren bir setine daha önce rastlanmamıştır.
- Özgün veri seti toplama aşamasından sonra literatürde drone ile insan tespiti yapılması konusuna en yakın ve kaliteli veri setleri seçilerek bu veri setleri üzerinden

insan objeleri içeren resimler ayıklanmıştır. Bu kapsamda toplamda 4 adet en çeşitli ve kaliteli veriler harmanlanarak IHD veri seti oluşturulmuştur.

- Oluşturulan benzersiz IHD veri seti çalışma ve araştırma dahilinde bilinen en kapsamlı drone ile kapalı alanda insan tespit veri setidir. Bu veri seti bundan sonraki çalışmalara da önemli katkılar sağlaması ve daha da genişletilmesi hedeflenmektedir.

Bu tez çalışması kapsamında üçüncü olarak geliştirilen model sunucu ortamları dışında gerçek çalışma ortamlarında da test edilerek sonuçlar paylaşılmıştır. Önerilen modelin gerçek zamanlı uygulanabilirliği, düşük kaynak gereksinimi olan platformlarında değerlendirilmiş ve YOLO-IHD'nin Jetson Nano'da 27 FPS, Xavier NX'de ise 45 FPS'de çalıştığı gözlemlenmiştir. Bu kare hızları, modelin gerçek zamanlı uygulamalarda etkin bir şekilde çalışma kapasitesine işaret etmekle birlikte, hesaplama verimliliğinin önemli olduğu düşük kaynaklı sistemlerde kullanım için uygunluğuna işaret etmektedir. Bu çalışmaların sonuçları geliştirilen ve geliştirilecek olan özel modeller için bir kaynak niteliğindedir. Genel olarak literatürdeki geliştirilen modeller sabit veri setleri veya sunucu ortamlarında geliştirilip test edilmektedir. Gerçek dünya koşullarında veya kaynak kısıtlı platformlarda test edilen özel tasarlanmış modeller literatürde oldukça az sayıdadır. Bu da modellerin sadece teorik olan çalışmalarda kalmasına sebep olmaktadır. Ancak gerçek platform uygulamalarında ve sistemlerde karşılaşılan zorluklar oldukça zorlayıcıdır. Özel geliştirilen modellerin performans ve doğrulukları dışında birde gerçek platformda çalışması için yapılası gereken birçok zorlayıcı aşamalar mevcuttur. Özellikle drone platformları üzerinden bahsedilmek istenirse bunlar; platformun ihtiyacı olan minimum güç tüketimi, platform üzerinde kullanılacak kameranın seçimi, üzerinde çalışacak sensörler, seçilen modelin kaynak kısıtlı bilgisayar üzerindeki işlemci ile olan uyumu, haberleşme mimarisindeki görüntü aktarım yöntemleri, yer kontrol istasyonu üzerinde gerçek zamanlı tespit ve görüntü akışı gibi birden fazla model seçimini ve geliştirilmesini zorlayıcı etmenler vardır. Bu bilgiler ışığında tez kapsamında geliştirilen kapalı alan drone sistemi üzerinde gerçek zamanlı bir şekilde çalıştırılmış ve test aşamasında birçok kez test uçuşları icra edilmiştir.

Bu tez çalışması kapsamında dördüncü olarak ise geliştirilen kapalı alan insan tespit modeli için gene kapalı ortamda çalışabilen engellerden kaçınabilen ve GPS olmadan görev icra edebilen drone platformu geliştirilmiştir. Bu geliştirilen drone platformu ileriye dönük geliştirme ihtiyaçlarına da cevap verebilecek şekilde güncellenebilir donanımlarla tasarlanmıştır. Bu donanımlar arasında LiDAR, derinlik kameraları ve ToF sensörleri gibi

ileri seviye algılama detektörleri de içermektedir. Geliştirilen drone platformunda tek bir yapay zeka bilgisayarına bağlı kalınamamış farklı model daha gelişmiş başka bir yapay zeka bilgisayarı ile de gerçek zamanlı ucular icra edilmiştir. Ancak icra edilen uçuşlar donanımların güç gereksinimlerinden dolayı sürekli şekilde farklı çevre donanım kombinasyonlarıyla güncellenerek gerçekleştirilmiştir. Bu sayede YOLO-IHD modeli sadece hedef platform olan kaynak kısıtlı bilgisayarlarda sabit video görüntüleri üzerinden geliştirilmekle kalmamış aynı zamanda hareketli görev icrası sırasında da elde edilen gereksinim ihtiyaçları doğrultusunda da güncellenerek geliştirilmiştir. Bu sayede elde edilen model kendini endüstriyel platformda gerçek zamanlı uçuş icralarında da kanıtlamıştır. Yapılan gerçek zamanlı uçuşlar, modelin quantization seviyelerinin belirlenmesinde ve işlemci kısıtlı sistemlerde hangi seviyede optimizasyon gerektiğinin gereksinimlerini elde etmek için oldukça kritik bir temel teşkil etmektedir.

Gelecekte gerçekleştirilecek çalışmalarda, YOLO-IHD modelinin kalabalık alanlardaki verimliliğinin artırılması amacıyla çok ölçekli tespit mekanizmasının entegrasyonu önerilmekte olup, bu entegrasyonun modelin yakın mesafedeki bireyleri ayırt edebilme kabiliyetini ve çeşitli kapalı alanlarda mekansal özellikleri daha etkin bir şekilde kullanabilmesine olanak sağlaması beklenmektedir. Düşük ışık koşullarında modelin performansının iyileştirilmesi için, otomatik görüntü iyileştirme algoritmaları ve kızılötesi spektrum analizini içeren çift fazlı bir yaklaşımın uygulanması planlanmakta olup, bu yaklaşımın modelin görsel ve termal görüntüleme arasında adaptif bir geçiş yaparak optimal tespit sağlamasına katkıda bulunması amaçlanmaktadır. Ayrıca, kalabalık ortamlarda insan nesnelerinin birbirlerini kapatması durumlarında, derinlik sensörlerinden alınan verilerin iki boyutlu görüntü verileriyle birleştirilerek ortamın üç boyutlu modellemesinin yapılması ve bu hibrit yaklaşımın, engellerin arkasında kalan veya kısmen gizlenmiş insan nesnelerinin daha doğru bir şekilde tespit edilmesini sağlaması hedeflenmektedir. Bu tekniklerin geliştirilmesi, karmaşık senaryolardaki doğruluk oranını artırmanın yanı sıra, YOLO-IHD'nin çeşitli iç mekan ortamlarında operasyonel kabiliyetini genişletmeyi amaçlamaktadır.

KAYNAKLAR

1. Zhang, Z. min, Shi, F. fei, Wan, Y. liang, Xu, Y., Zhang, F., & Ning, H. sheng. (2020). Application progress of artificial intelligence in military confrontation. *Gongcheng Kexue Xuebao/Chinese Journal of Engineering*, *42*(9), 1106–1118. doi: 10.13374/j.issn2095-9389.2019.11.19.001

2. Sundaram, K. T. (2022). Digital Transformation with AI/ML & Cybersecurity. *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, *11*(11). doi: 10.47760/ijcsmc.2022.v11i11.001

3. Venkatesh, A. N. (2018). Industry 4.0: Reimagining the Future of Workplace (Five Business Case Applications of Artificial Intelligence, Machine Learning, Robots, Virtual Reality in Five Different Industries). *International Journal of Engineering, Business and Enterprise Applications (IJEBEA)*.

4. Chen, G. (2022). Robotics Applications at Airports: Situation and Tendencies. *Proceedings - 2022 14th International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, ICMTMA 2022*. doi: 10.1109/ICMTMA54903.2022.00114

5. Wei, L., He, L., & Liu, Y. (2020). Study of Artificial Intelligence Flight Co-Pilot Speech Recognition Technology. *Proceedings of 2020 IEEE 2nd International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology, ICCASIT 2020*. doi: 10.1109/ICCASIT50869.2020.9368869

6. Lieret, M., Kogan, V., Doll, S., & Franke, J. (2019). Automated in-house transportation of small load carriers with autonomous unmanned aerial vehicles. *IEEE International Conference on Automation Science and Engineering*, *2019-August*. doi: 10.1109/COASE.2019.8843183

7. Politi, E., Panagiotopoulos, I., Varlamis, I., & Dimitrakopoulos, G. (2021). A Survey of UAS Technologies to Enable Beyond Visual Line Of Sight (BVLOS) Operations. *International Conference on Vehicle Technology and Intelligent Transport Systems, VEHITS - Proceedings*, *2021-April*. doi: 10.5220/0010446905050512

8. Mani, P., Singh, P., Singhal, A., & Katiyar, A. (2021). Design and Simulation of Smart Communication System for Unmanned Arial Vehicles. *International Journal of Computers and Communications*, *15*. doi: 10.46300/91013.2021.15.15

9. Dave, M., Patel, R., Joshi, I., & Goradiya, B. (2020). Versatile multipurpose crashproof UAV: Machine Learning and IoT approach. *2020 International Conference for Emerging Technology, INCET 2020*. doi: 10.1109/INCET49848.2020.9154141

10. Advances in Drone Technology and IoD Revolutionising Industries. (2020). *International Journal of Robotics and Automation*. doi: 10.37628/ijra.v6i2.1121

11. Lakshmi, J. V. N. (2021). Security enabled UAVs for Tech-Agriculture monitoring rice crops using FIBOR architecture. *Research Journal of Science and Technology*. doi: 10.52711/2349-2988.2021.00018

12. Sehrawat, A., Choudhury, T. A., & Raj, G. (2017). Surveillance drone for disaster management and military security. *Proceeding - IEEE International Conference on Computing, Communication and Automation, ICCCA 2017*, *2017-Janua*, 470–475. doi: 10.1109/CCAA.2017.8229846

13. Śniatała, P., Iyengar, S., & Kontowicz, P. (2021). Drone as a sensors' platform. Içinde *Modern Technologies Enabling Safe and Secure UAV Operation in Urban Airspace* (ss. 115–124). doi: 10.3233/NICSP210012

14. İnternet: Night vision drone | Drone Thermal Camera. Night vision drone. URL: https://www.drone-thermal-camera.com/night-vision-drone/, Son Erişim Tarihi: 18 Şubat 2024

15. Aledhari, M., Razzak, R., Parizi, R. M., & Srivastava, G. (2021). Sensor Fusion for Drone Detection. *2021 IEEE 93rd Vehicular Technology Conference (VTC2021-Spring)*, *2021-April*, 1–7. doi: 10.1109/VTC2021-Spring51267.2021.9448699

16. Svanström, F., Alonso-Fernandez, F., & Englund, C. (2022). Drone Detection and Tracking in Real-Time by Fusion of Different Sensing Modalities. *Drones*, *6*(11), 317. doi: 10.3390/drones6110317

17. Polonelli, T., Qin, Y., Yeatman, E. M., Benini, L., & Boyle, D. (2020). A Flexible, Low-Power Platform for UAV-Based Data Collection From Remote Sensors. *IEEE Access*, *8*, 164775–164785. doi: 10.1109/ACCESS.2020.3021370

18. İnternet: The Future of Gas Detection using Drones - Coptrz. Gas Sensor. URL: https://coptrz.com/blog/the-future-of-gas-detection-using-drones/, Son Erişim Tarihi: 18 Şubat 2024

19. Park, J., Jumu, F., Power, J., Richard, M., Elsahli, Y., Jarkas, M. A., Ruan, A., Luican-Mayer, A., & Ménard, J.-M. (2022). Drone-Mountable Gas Sensing Platform Using Graphene Chemiresistors for Remote In-Field Monitoring. *Sensors*, *22*(6), 2383. doi: 10.3390/s22062383

20. Krishnan, N., TP, M., Geethanjali, A. N., Kumar, D., Seenu, N., & Balaji, G. (2022). Design and Development of Drone. *2022 IEEE Bombay Section Signature Conference (IBSSC)*, 1–6. doi: 10.1109/IBSSC56953.2022.10037366

21. İnternet: LIDAR scanning - Aerial laser scanning by drone. Drone LiDAR. URL: https://www.onyxstar.net/lidar-scanning-aerial-laser-scanning-by-drone/, Son Erişim Tarihi: 18 Şubat 2024

22. Borovytsky, V. N., & Averin, D. (2020). Optical sensor for drone coordinate measurements. Içinde P. J. de Groot, R. K. Leach, & P. Picart (Ed.), *Optics and Photonics for Advanced Dimensional Metrology* (s. 58). SPIE. doi: 10.1117/12.2555392

23. Coluccia, A., Parisi, G., & Fascista, A. (2020). Detection and Classification of Multirotor Drones in Radar Sensor Networks: A Review. *Sensors*, *20*(15), 4172. doi: 10.3390/s20154172

24. Basak, S., Rajendran, S., Pollin, S., & Scheers, B. (2022). Combined RF-Based Drone Detection and Classification. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, *8*(1), 111–120. doi: 10.1109/TCCN.2021.3099114

25. İnternet: Millimeter Wave Radar for DIY Agricultural drone Obstacle Avoidance. Radar Sensor. URL: https://www.droneassemble.com/product/millimeter-wave-radar-for-diy-agricultural-drone/, Son Erişim Tarihi: 18 Şubat 2024

26. Park, D., Lee, S., Park, S. U., & Kwak, N. (2021). Radar-spectrogram-based UAV classification using convolutional neural networks. *Sensors (Switzerland)*, *21*(1), 1–18. doi: 10.3390/s21010210

27. Digulescu, A., Despina-Stoian, C., Popescu, F., Stanescu, D., Nastasiu, D., & Sburlan, D. (2023). UWB Sensing for UAV and Human Comparative Movement Characterization. *Sensors*, *23*(4), 1956. doi: 10.3390/s23041956

28. Saxena, A. (2022). An Introduction to Convolutional Neural Networks. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, *10*(12), 943–947. doi: 10.22214/ijraset.2022.47789

29. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, *2016-Decem*, 779–788. doi: 10.1109/CVPR.2016.91

30. Wu, D., Sharma, N., & Blumenstein, M. (2017). Recent advances in video-based human action recognition using deep learning: A review. *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, *2017-May*, 2865–2872. doi: 10.1109/IJCNN.2017.7966210

31. Zheng, C., Wu, W., Chen, C., Yang, T., Zhu, S., Shen, J., Kehtarnavaz, N., & Shah, M. (2024). Deep Learning-based Human Pose Estimation: A Survey. *ACM Computing Surveys*, *56*(1), 1–37. doi: 10.1145/3603618

32. Vahdani, E., & Tian, Y. (2022). Deep Learning-based Action Detection in Untrimmed Videos: A Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *45*(4), 1–20. doi: 10.1109/TPAMI.2022.3193611

33. Jiao, L., Zhang, F., Liu, F., Yang, S., Li, L., Feng, Z., & Qu, R. (2019). A Survey of Deep Learning-Based Object Detection. *IEEE Access*, *7*, 128837–128868. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2939201

34. Gu, F., Chung, M.-H., Chignell, M., Valaee, S., Zhou, B., & Liu, X. (2022). A Survey on Deep Learning for Human Activity Recognition. *ACM Computing Surveys*, *54*(8), 1–34. doi: 10.1145/3472290

35. Ming, Z., Zhu, M., Wang, X., Zhu, J., Cheng, J., Gao, C., Yang, Y., & Wei, X. (2022). Deep learning-based person re-identification methods: A survey and outlook of recent works. *Image and Vision Computing*, *119*, 104394. doi: 10.1016/j.imavis.2022.104394

36. Wang, J., Yang, Y., Mao, J., Huang, Z., Huang, C., & Xu, W. (2016). CNN-RNN: A Unified Framework for Multi-label Image Classification. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, *2016-Decem*, 2285–2294. doi: 10.1109/CVPR.2016.251

37. Girshick, R. (2015). Fast R-CNN; Fast R-CNN. *2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*.

38. Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2017). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *39*(6), 1137–1149. doi: 10.1109/TPAMI.2016.2577031

39. Osuna, E., Freund, R., & Girosit, F. (1997). Training support vector machines: an application to face detection. *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 130–136. doi: 10.1109/CVPR.1997.609310

40. Dollar, P., & Zitnick, C. L. (2015). Fast Edge Detection Using Structured Forests. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *37*(8), 1558–1570. doi: 10.1109/TPAMI.2014.2377715

41. Schonlau, M., & Zou, R. Y. (2020). The random forest algorithm for statistical learning. *The Stata Journal: Promoting communications on statistics and Stata*, *20*(1), 3–29. doi: 10.1177/1536867X20909688

42. Dalal, N., & Triggs, B. (2005). Histograms of Oriented Gradients for Human Detection. *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, *1*, 886–893. doi: 10.1109/CVPR.2005.177

43. Mulay, S. A., Devale, P. R., & Garje, G. V. (2010). Intrusion Detection System Using Support Vector Machine and Decision Tree. *International Journal of Computer Applications*, *3*(3), 40–43. doi: 10.5120/758-993

44. Hoang, V. D., Le, M. H., Kang, H.-D., & Jo, K.-H. (2015). Local descriptors based random forests for human detection. *Science and Technology Development Journal*, *18*(3), 199–207. doi: 10.32508/stdj.v18i3.902

45. Sahbi, H., & Geman, D. (2006). A hierarchy of support vector machines for pattern detection. *Journal of Machine Learning Research*, *7*, 2087–2123.

46. İnternet: Human detection with HOG descriptors. Understanding Human-Centric Images: From Geometry to Fashion. URL: https://www.researchgate.net/figure/Human-detection-with-HOG-descriptors-The-HOG-detectors-cue-mainly-on-silhouette_fig1_301817766, Son Erişim Tarihi: 18 Şubat 2024

47. Cheng, X. E., Li, Y. C., & Hu, J. F. (2018). Human detection in depth images via two steps. Içinde X. Jiang & J.-N. Hwang (Ed.), *Tenth International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2018)* (s. 231). SPIE. doi: 10.1117/12.2503112

48. Utsumi, A., & Tetsutani, N. (2002). Human detection using geometrical pixel value structures. *Proceedings of Fifth IEEE International Conference on Automatic Face Gesture Recognition*, 39–44. doi: 10.1109/AFGR.2002.1004128

49. Montabone, S., & Soto, A. (2010). Human detection using a mobile platform and novel features derived from a visual saliency mechanism. *Image and Vision Computing*, *28*(3), 391–402. doi: 10.1016/j.imavis.2009.06.006

50. Liu, J., Zhang, G., Liu, Y., Tian, L., & Chen, Y. Q. (2015). An ultra-fast human detection method for color-depth camera. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, *31*, 177–185. doi: 10.1016/j.jvcir.2015.06.014

51. Zhu, B., Ding, Y., Hua, J., Hao, K., & Hong, L. (2013). Fusion of depth and vision information for human detection. *Journal of Computational Information Systems*, *9*(20), 8147–8154. doi: 10.12733/jcis6900

52. Lin, J., Zhu, H., & Alonso-Mora, J. (2020). Robust Vision-based Obstacle Avoidance for Micro Aerial Vehicles in Dynamic Environments. *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2682–2688. doi: 10.1109/ICRA40945.2020.9197481

53. Khan, M. H., Shirahama, K., Farid, M. S., & Grzegorzek, M. (2016). Multiple human detection in depth images. *2016 IEEE 18th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP)*, 1–6. doi: 10.1109/MMSP.2016.7813385

54. Wang, L., Hu, W., & Tan, T. (2003). Recent developments in human motion analysis. *Pattern Recognition*, *36*(3), 585–601. doi: 10.1016/S0031-3203(02)00100-0

55. Tang, S., & Goto, S. (2009). Human detection using motion and appearance based feature. *2009 7th International Conference on Information, Communications and Signal Processing (ICICS)*, 1–4. doi: 10.1109/ICICS.2009.5397675

56. Manchanda, S., & Sharma, S. (2016). Analysis of computer vision based techniques for motion detection. *2016 6th International Conference - Cloud System and Big Data Engineering (Confluence)*, 445–450. doi: 10.1109/CONFLUENCE.2016.7508161

57. Dang, L. M., Wang, H., Li, Y., Min, K., Kwak, J. T., Lee, O. N., Park, H., & Moon, H. (2020). Fusarium Wilt of Radish Detection Using RGB and Near Infrared Images from Unmanned Aerial Vehicles. *Remote Sensing*, *12*(17), 2863. doi: 10.3390/rs12172863

58. Anwar, A., & Raychowdhury, A. (2020). Autonomous Navigation via Deep Reinforcement Learning for Resource Constraint Edge Nodes Using Transfer Learning. *IEEE Access*, *8*, 26549–26560. doi: 10.1109/ACCESS.2020.2971172

59. Amer, K., Samy, M., Shaker, M., & Elhelw, M. (2021). Deep convolutional neural network based autonomous drone navigation. Içinde W. Osten, J. Zhou, & D. P. Nikolaev (Ed.), *Thirteenth International Conference on Machine Vision* (s. 46). SPIE. doi: 10.1117/12.2587105

60. Junaid, A., Konoiko, A., Zweiri, Y., Sahinkaya, M., & Seneviratne, L. (2017). Autonomous Wireless Self-Charging for Multi-Rotor Unmanned Aerial Vehicles. *Energies*, *10*(6), 803. doi: 10.3390/en10060803

61. Mukerjee, L., Yadav, M., Choraria, A., Tendolkar, A., Hariharan, A., & Manohara Pai, M. M. (2022). Aerodock (a smart, autonomous charging and docking station for unmanned aerial vehicles). *Journal of Physics: Conference Series*, *2161*(1), 012058. doi: 10.1088/1742-6596/2161/1/012058

62. Motetti, B. A., Crupi, L., Elshaigi, M. O. M. E., Risso, M., Pagliari, D. J., Palossi, D., & Burrello, A. (2024). *Adaptive Deep Learning for Efficient Visual Pose Estimation aboard Ultra-low-power Nano-drones*. URL: https://arxiv.org/abs/2401.15236v2,

63. Blais, M.-A., & Akhloufi, M. A. (2024). Drone Swarm Coordination Using Reinforcement Learning for Efficient Wildfires Fighting. *SN Computer Science*, *5*(3), 314. doi: 10.1007/s42979-024-02650-6

64. Silva Cotta, J. L., Gutierrez, H., Bertaska, I. R., Inness, J. P., & Rakoczy, J. (2024). High-Altitude Precision Landing by Smartphone Video Guidance Sensor and Sensor Fusion. *Drones*, *8*(2), 37. doi: 10.3390/drones8020037

65. Mainetti, L., Patrono, L., & Sergi, I. (2014). A survey on indoor positioning systems. *2014 22nd International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM)*, 111–120. doi: 10.1109/SOFTCOM.2014.7039067

66. Khosiawan, Y., Park, Y., Moon, I., Nilakantan, J. M., & Nielsen, I. (2019). Task scheduling system for UAV operations in indoor environment. *Neural Computing and Applications*, *31*(9), 5431–5459. doi: 10.1007/s00521-018-3373-9

67. Khosiawan, Y., & Nielsen, I. (2016). A system of UAV application in indoor environment. *Production & Manufacturing Research*, *4*(1), 2–22. doi: 10.1080/21693277.2016.1195304

68. Palazzi, C. E. (2015). Drone Indoor Self-Localization. *Proceedings of the First Workshop on Micro Aerial Vehicle Networks, Systems, and Applications for Civilian Use*, 53–54. doi: 10.1145/2750675.2750677

69. Erat, O., Isop, W. A., Kalkofen, D., & Schmalstieg, D. (2018). Drone-Augmented Human Vision: Exocentric Control for Drones Exploring Hidden Areas. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, *24*(4), 1437–1446. doi: 10.1109/TVCG.2018.2794058

70. Arat, J. A., Chua, A., Dela Rosa, L. A., Ilao, J., Jamill, M. J., Reyes, J. R., Sapang, O., & Sybingco, E. (2021). A Novel Implementation of a Color-Based Detection and Tracking Algorithm for an Autonomous Hexacopter. *International Journal of Automation and Smart Technology*, *11*(1), 2143–2143. doi: 10.5875/ausmt.v11i1.2143

71. Zhou, X., Liu, S., Pavlakos, G., Kumar, V., & Daniilidis, K. (2018). Human Motion Capture Using a Drone. *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2027–2033. doi: 10.1109/ICRA.2018.8462830

72. McGuire, K., Coppola, M., de Wagter, C., & de Croon, G. (2017). Towards autonomous navigation of multiple pocket-drones in real-world environments. *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, *2017-Septe*, 244–249. doi: 10.1109/IROS.2017.8202164

73. Li, J., Xiong, X., Yan, Y., & Yang, Y. (2023). A Survey of Indoor UAV Obstacle Avoidance Research. *IEEE Access*, *11*, 51861–51891. doi: 10.1109/ACCESS.2023.3262668

74. Safa, A., Verbelen, T., Keuninckx, L., Ocket, I., Hartmann, M., Bourdoux, A., Catthoor, F., & Gielen, G. G. E. (2021). A Low-Complexity Radar Detector Outperforming OS-CFAR for Indoor Drone Obstacle Avoidance. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, *14*, 9162–9175. doi: 10.1109/JSTARS.2021.3107686

75. İnternet: 12 Top Collision Avoidance Drones And Obstacle Detection Explained - DroneZon. Autel Evo Obstacle Detection. URL: https://www.dronezon.com/learn-about-drones-quadcopters/top-drones-with-obstacle-detection-collision-avoidance-sensors-explained/, Son Erişim Tarihi: 22 Şubat 2024

76. Golodetz, S., Vankadari, M., Everitt, A., Shin, S., Markham, A., & Trigoni, N. (2022). Real-Time Hybrid Mapping of Populated Indoor Scenes using a Low-Cost Monocular UAV. *2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, *2022-Octob*, 325–332. doi: 10.1109/IROS47612.2022.9982054

77. Ioniță, S., & Turcanu-Carutiu, D. (2021). Use of Drones for Digitization and Monitoring the Built Cultural Heritage: Indoor and Outdoor. Içinde D. Turcanu-Carutiu (Ed.), *Heritage - New Paradigm*. IntechOpen. doi: 10.5772/intechopen.100346

78. Liu, Y., Zhao, M., Xia, S., Wu, E., & Jiang, X. (2022). A sensorless drone-based system for mapping indoor 3D airflow gradients. *Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications and Services*, 634–635. doi: 10.1145/3498361.3538671

79. Maravall, D., De Lope, J., & Fuentes, J. P. (2017). Navigation and self-semantic location of drones in indoor environments by combining the visual bug algorithm and entropy-based vision. *Frontiers in Neurorobotics*, *11*. doi: 10.3389/fnbot.2017.00046

80. Velazquez, E. M., & Semwal, S. K. (2021). Using Autonomous Drones Interactions towards Mobile Personal Spaces for Indoor Environments. *Computer Science Research Notes*, *3101*, 125–134. doi: 10.24132/CSRN.2021.3101.14

81. Ho, C., Jong, A., Freeman, H., Rao, R., Bonatti, R., & Scherer, S. (2021). 3D Human Reconstruction in the Wild with Collaborative Aerial Cameras. *2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 5263–5269. doi: 10.1109/IROS51168.2021.9636745

82. Tsuji, S., & Kohama, T. (2019). Development of Omni-Directional Proximity Sensor for Drone. *Proceedings of The 7th International Conference on Intelligent Systems and Image Processing 2019*, 311–315. doi: 10.12792/icisip2019.058

83. Li-Chee-Ming, J., & Armenakis, C. (2018). UAV navigation system using line-based sensor pose estimation. *Geo-spatial Information Science*, *21*(1), 2–11. doi: 10.1080/10095020.2017.1420506

84. Anwar, M. Z., Kaleem, Z., & Jamalipour, A. (2019). Machine Learning Inspired Sound-Based Amateur Drone Detection for Public Safety Applications. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, *68*(3), 2526–2534. doi: 10.1109/TVT.2019.2893615

85. Kaleem, Z., & Rehmani, M. H. (2018). Amateur Drone Monitoring: State-of-the-Art Architectures, Key Enabling Technologies, and Future Research Directions. *IEEE Wireless Communications*, *25*(2), 150–159. doi: 10.1109/MWC.2018.1700152

86. Cetin, E., Barrado, C., & Pastor, E. (2021). Counter a Drone and the Performance Analysis of Deep Reinforcement Learning Method and Human Pilot. *2021 IEEE/AIAA 40th Digital Avionics Systems Conference (DASC)*, *2021-Octob*, 1–7. doi: 10.1109/DASC52595.2021.9594413

87. Zhang, J., Wang, X., Yu, Z., Lyu, Y., Mao, S., Periaswamy, S. C. G., Patton, J., & Wang, X. (2019). Robust RFID Based 6-DoF Localization for Unmanned Aerial Vehicles. *IEEE Access*, *7*, 77348–77361. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2922211

88. Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. (2014). Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. doi: 10.1109/CVPR.2014.81

89. Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C. Y., & Berg, A. C. (2016). SSD: Single shot multibox detector. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, *9905 LNCS*, 21–37. doi: 10.1007/978-3-319-46448-0_2

90. Kang, J., Tariq, S., Oh, H., & Woo, S. S. (2022). A Survey of Deep Learning-Based Object Detection Methods and Datasets for Overhead Imagery. *IEEE Access*, *10*, 20118–20134. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3149052

91. Kim, J., Sung, J.-Y., & Park, S. (2020). Comparison of Faster-RCNN, YOLO, and SSD for Real-Time Vehicle Type Recognition. *2020 IEEE International Conference on Consumer Electronics - Asia (ICCE-Asia)*, 1–4. doi: 10.1109/ICCE-Asia49877.2020.9277040

92. Agrawal, N., Prabhakaran, V., Wobber, T., Davis, J. D., Manasse, M., & Panigrahy, R. (2008). Design tradeoffs for SSD performance. *Proceedings of the 2008 USENIX Annual Technical Conference, USENIX 2008*.

93. Wang, C.-Y., Bochkovskiy, A., & Liao, H.-Y. M. (2023). YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors. *2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 7464–7475. doi: 10.1109/CVPR52729.2023.00721

94. Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., & Liao, H.-Y. M. (2020). *YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection*. URL: http://arxiv.org/abs/2004.10934,

95. Wang, X., Li, H., Yue, X., & Meng, L. (2023). A comprehensive survey on object detection YOLO. *CEUR Workshop Proceedings*, *3459*.

96. Kaya, Ö., Çodur, M. Y., & Mustafaraj, E. (2023). Automatic Detection of Pedestrian Crosswalk with Faster R-CNN and YOLOv7. *Buildings*, *13*(4), 1070. doi: 10.3390/buildings13041070

97. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2015). Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *37*(9). doi: 10.1109/TPAMI.2015.2389824

98. Ma, Z., Wan, Y., Liu, J., An, R., & Wu, L. (2023). A Kind of Water Surface Multi-Scale Object Detection Method Based on Improved YOLOv5 Network. *Mathematics*, *11*(13). doi: 10.3390/math11132936

99. İnternet: Introduction to Different Activation Functions for Deep Learning. Medium. URL: https://medium.com/@shrutijadon/survey-on-activation-functions-for-deep-learning-9689331ba092, Son Erişim Tarihi: 27 Şubat 2024

100. Dubey, S. R., Singh, S. K., & Chaudhuri, B. B. (2022). Activation functions in deep learning: A comprehensive survey and benchmark. *Neurocomputing*, *503*, 92–108. doi: 10.1016/j.neucom.2022.06.111

101. Bai, Y. (2022). RELU-Function and Derived Function Review. *SHS Web of Conferences*, *144*, 02006. doi: 10.1051/shsconf/202214402006

102. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2015). Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification. *2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 1026–1034. doi: 10.1109/ICCV.2015.123

103. Bouguezzi, S., Ben Fredj, H., Faiedh, H., & Souani, C. (2022). Improved architecture for traffic sign recognition using a self-regularized activation function: SigmaH. *Visual Computer*, *38*(11). doi: 10.1007/s00371-021-02211-5

104. Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *Journal of Big Data*, *6*(1), 60. doi: 10.1186/s40537-019-0197-0

105. Zhu, P., Wen, L., Du, D., Bian, X., Fan, H., Hu, Q., & Ling, H. (2022). Detection and Tracking Meet Drones Challenge. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *44*(11), 7380–7399. doi: 10.1109/TPAMI.2021.3119563

106. Mueller, M., Smith, N., & Ghanem, B. (2016). A benchmark and simulator for UAV tracking. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, *9905 LNCS*. doi: 10.1007/978-3-319-46448-0_27

107. Li, T., Liu, J., Zhang, W., Ni, Y., Wang, W., & Li, Z. (2021). UAV-Human: A large benchmark for human behavior understanding with unmanned aerial vehicles. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 16261–16270. doi: 10.1109/CVPR46437.2021.01600

108. Liu, S., Huang, D., & Wang, Y. (2019). Adaptive NMS: Refining pedestrian detection in a crowd. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, *2019-June*. doi: 10.1109/CVPR.2019.00662

109. Zhang, L., Xiong, N., Pan, X., Yue, X., Wu, P., & Guo, C. (2023). Improved Object Detection Method Utilizing YOLOv7-Tiny for Unmanned Aerial Vehicle Photographic Imagery. *Algorithms*, *16*(11), 520. doi: 10.3390/a16110520

110. Zhao, L., & Zhu, M. (2023). MS-YOLOv7:YOLOv7 Based on Multi-Scale for Object Detection on UAV Aerial Photography. *Drones*, *7*(3), 188. doi: 10.3390/drones7030188

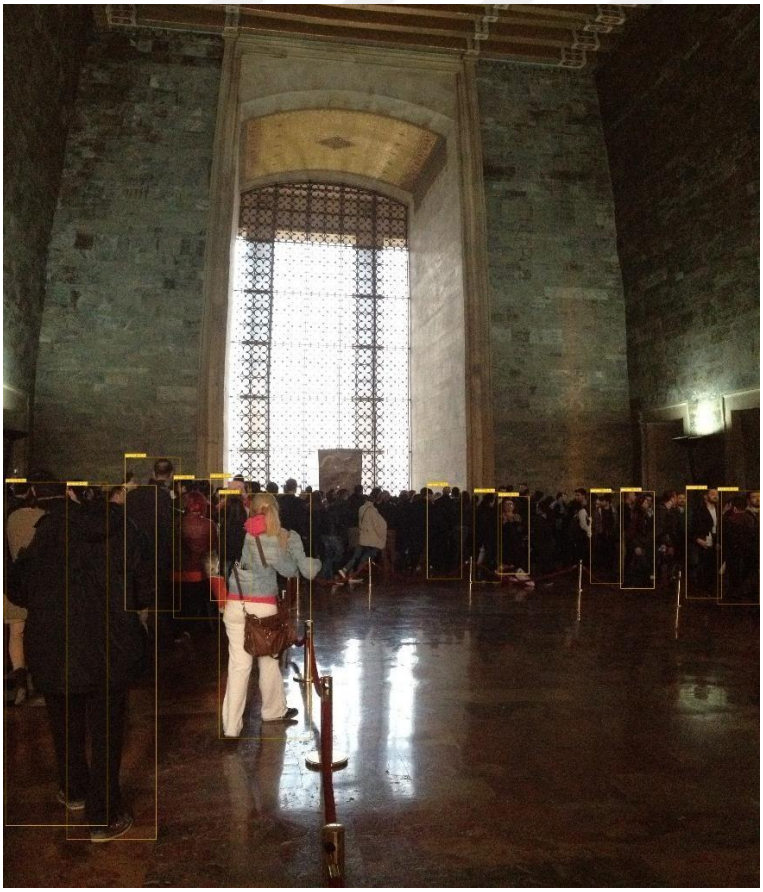
111. MoonJung-Ho. (2021). Development of small multi-copter system for indoor collision avoidance flight. *Journal of Aerospace System Engineering*, *15*(1), 102–110. doi: 10.20910/JASE.2021.15.1.102

EKLER

EK-1(a). YOLO-IHD modeli tespit çalışmaları 1



Şekil 1.1. İnsan tespit modeli sonuçları – stadyum



Şekil 1.2. İnsan tespit modeli sonuçları – yoğun ve karanlık alan

EK-1(b). YOLO-IHD modeli tespit çalışmaları 2

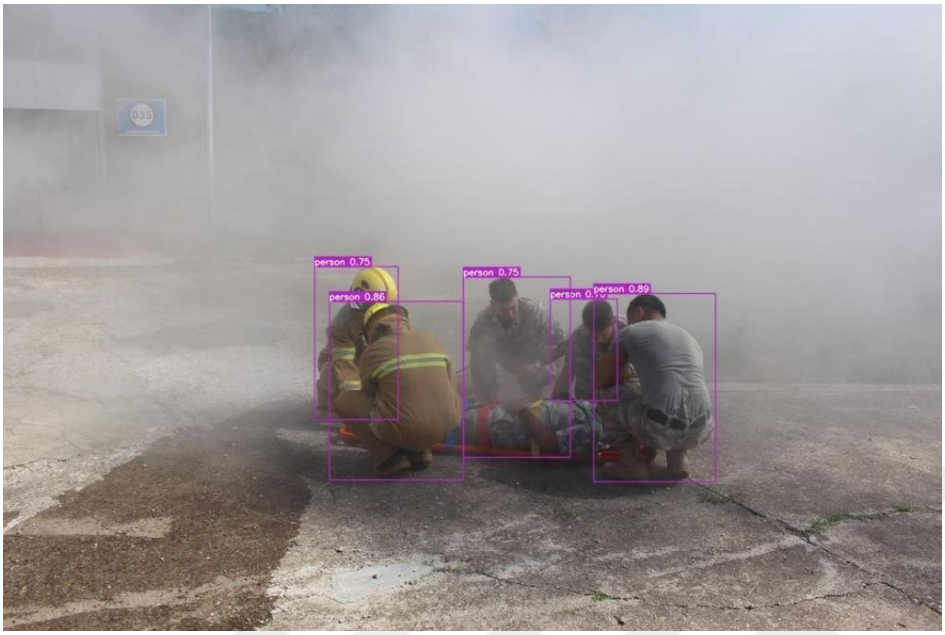


Şekil 1.3. İnsan tespit modeli sonuçları – yoğun ve aydınlık alan



Şekil 1.4. İnsan tespit modeli sonuçları – kapalı konser alanı

EK-1(c). YOLO-IHD modeli tespit çalışmaları 3



Şekil 1.5. İnsan tespit modeli sonuçları – sisli alan



Şekil 1.6. İnsan tespit modeli sonuçları – benzer renk karmaşık alan

EK-2(a). Kapalı alan veri seti toplama çalışmaları

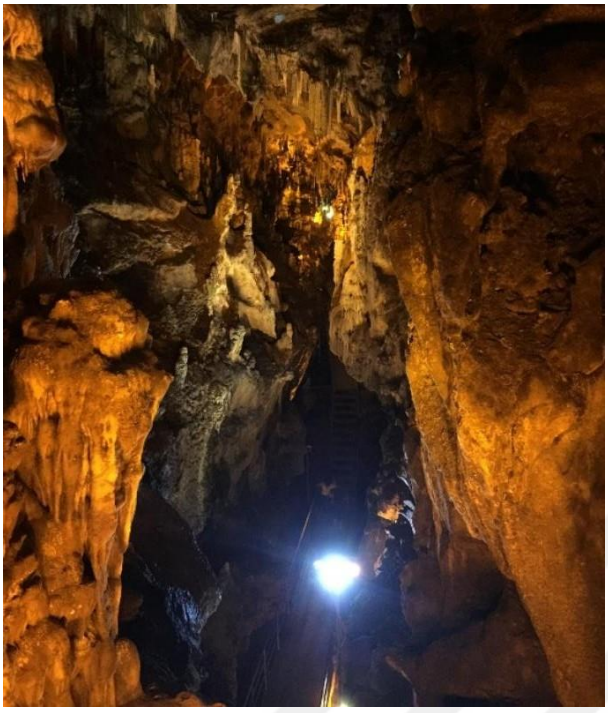


Şekil 2.1. Özgün veri seti örneği – spor sahası

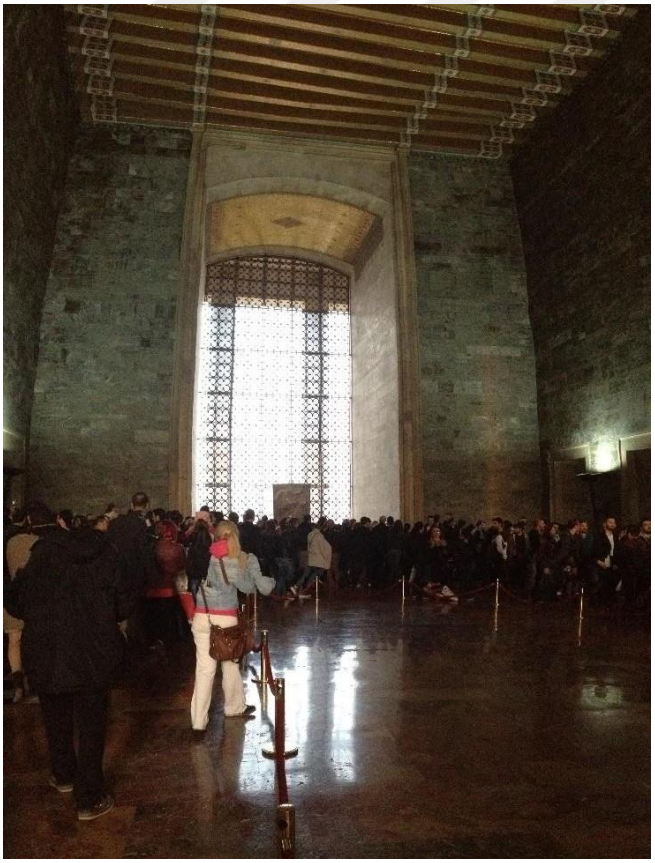


Şekil 2.2. Özgün veri seti örneği – kapalı depo alanı

EK-2(b) Kapalı alan veri seti toplama çalışmaları (Karanlık)



Şekil 2.3. Özgün veri seti örneği – mağara



Şekil 2.4. Özgün veri seti örneği – yoğun kalabalık alan

EK-2(c) Kapalı alan veri seti toplama çalışmaları (Kalabalık)

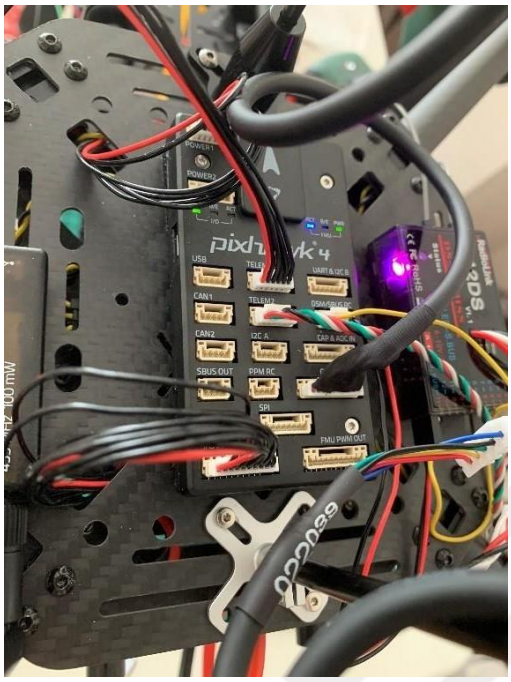


Şekil 2.5. Özgün veri seti örneği – stadyum



Şekil 2.6. Özgün veri seti örneği – gemi içi yoğun ortam

EK-3. Kapalı ortam drone montaj çalışmaları



Şekil 3.1. Kapalı alan drone uygulaması montaj– uçuş kontrol kartı



Şekil 3.2. Kapalı alan drone uygulaması montaj– gövde ve güç kartı

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı	: KÜÇÜKAYAN, Yusuf Gökhan
Uyruğu	: T.C.
Doğum tarihi ve yeri	: -
Medeni hali	: -
Telefon	: -
e-mail	: -

Eğitim

Derece	**Eğitim Birimi**	**Mezuniyet Tarihi**
Doktora	Gazi Üniversitesi / Bilişim Enstitüsü	Devam ediyor
Yüksek lisans	TOBB ETÜ / Bilgisayar Mühendisliği	2016
Lisans	Bilkent Üni. / Bilgisayar Mühendisliği	2012
Lise	Ankara Anadolu Lisesi	2007

İş Deneyimi

Yıl	**Yer**	**Görev**
2020-Halen	T.C. Cumhurbaşkanlığı DDO	Proje Müdürü
2019-2020	Asisguard Savunma San. Tic. A.Ş.	Yazılım Müdürü
2015-2019	STM Savunma Teknolojileri Müh. A.Ş.	Kd. Yazılım Müh.
2012-2015	BTT Bilgi Teknoloji Tasarım Ltd. Şti.	Yazılım Mühendisi

Yabancı Dil

İngilizce

Yayınlar

1. Gokhan Kucukayan, Hacer Karacan, “YOLO-IHD: Improved Real-Time Human Detection System for Indoor Drones,” in *Sensors*, vol. 24, no. 3, p. 922, Jan. 2024, DOI: 10.3390/s24030922 (**SCIE İndeksli, Tezden Üretilmiştir.)**

2. Gökhan Küçükayan, Hacer Karacan, "Kapalı Ortamlarda Otomatik İnsan Tespiti Yapan ve Bildiren Akıllı Drone Sistemi", Faydalı Model Başvurusu, *Türk Patent ve Marka Kurumu*, Ankara, Türkiye (**Araştırma aşamasında, Tezden üretilmiştir.)**

3. Gökhan Küçükayan, Hüseyin Aslanoğlu, Recep Benzer, "Electronic Warfare and Cyber Warfare During the Time of Computers". *5th International Management Information Systems Conference (IMISC 2018)*, Ankara, Oct, 2018, DOI: 10.6084/m9.figshare.7581974.v2.



GAZİLİ OLMAK AYRICALIKTIR.